



Escuela  
Politécnica  
Superior

# Control mioeléctrico para prótesis robóticas de dos grados de libertad



Grado en Ingeniería Robótica

## Trabajo Fin de Grado

Autor:

Ángela Sánchez Pérez

Tutor:

Andrés Úbeda Castellanos



Universitat d'Alacant  
Universidad de Alicante

Julio 2020



# Control mioeléctrico para prótesis robóticas de dos grados de libertad

---

## Autor

Ángela Sánchez Pérez

## Tutor

Andrés Úbeda Castellanos

*Física, Ingeniería de Sistemas y Teoría de la Señal*



Grado en Ingeniería Robótica



Escuela  
Politécnica  
Superior



Universitat d'Alacant  
Universidad de Alicante

ALICANTE, Julio 2020



# Preámbulo

El uso de prótesis robóticas es de especial ayuda para las personas que sufren de una amputación, estas les permiten recuperar movilidad y palían el trauma causado por la pérdida del miembro. Es por ello que se ha realizado esta investigación, pues se busca conseguir un clasificador que obtenga buenos resultados a la hora de utilizar una prótesis de dos grados de libertad.



# Agradecimientos

En primer lugar, agradecer la ayuda concedida por el Vicerrectorado de Calidad e Innovación Educativa de la Universidad de Alicante, dentro del convenio de colaboración entre la Universidad de Alicante y el Banco de Santander S. A.

A mis padres y mi hermano, por apoyarme incondicionalmente durante el desarrollo de este trabajo.

A los participantes de este estudio, por aportar su granito de arena a este proyecto al hacer las pruebas.

A mi tutor Andrés, por ayudarme y guiarme con esta investigación.

A mis compañeros de clase, por hacer de estos cuatro años, mis mejores años como estudiante.

Finalmente, a mis amigos Raúl, Claudia, Ramón y Alejandro por escuchar mis explicaciones y avances de este proyecto.





*A mis padres y mi hermano, por estar a mi lado cuando nadie más lo hacía.*



*Lo que importa verdaderamente en la vida no son los objetivos que nos marcamos, sino los caminos  
que seguimos para lograrlo.*

Peter Bamm

*El propósito de la tecnología no es confundir al cerebro, es ayudar al cuerpo.*

William S. Burroughs



# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
<b>2. Marco Teórico</b>	<b>3</b>
2.1. Historia de las prótesis . . . . .	3
2.2. Tipos de prótesis . . . . .	9
2.2.1. Prótesis estéticas . . . . .	9
2.2.2. Prótesis mecánicas . . . . .	9
2.2.3. Prótesis eléctricas . . . . .	10
2.2.4. Prótesis neumáticas . . . . .	11
2.2.5. Prótesis mioeléctricas . . . . .	11
2.2.6. Prótesis híbridas . . . . .	11
2.2.7. Prótesis neurológicas . . . . .	11
2.3. Señales electromiográficas . . . . .	12
2.3.1. Músculos esqueléticos . . . . .	12
2.3.2. Control neural de los músculos esqueléticos . . . . .	14
2.3.3. Electromiografía . . . . .	15
2.3.4. Registro de señales electromiográficas . . . . .	15
2.3.5. Características señales EMG . . . . .	16
2.3.5.1. Root Mean Square . . . . .	17
2.3.5.2. Mean Absolute Value . . . . .	17
2.3.5.3. Envelope . . . . .	17
2.3.5.4. Logarithm Variance . . . . .	17
2.3.5.5. Zero Crossing . . . . .	18
2.3.5.6. Slope Sign Change . . . . .	18

---

2.3.5.7. Waveform Length . . . . .	18
2.4. Tipos de control de prótesis con señales electromiográficas . . . . .	18
2.4.1. Control mioeléctrico ON/OFF . . . . .	19
2.4.2. Control mioeléctrico proporcional . . . . .	20
2.4.3. Control mioeléctrico directo . . . . .	20
2.4.4. Control mioeléctrico por máquina de estados finitos . . . . .	20
2.4.5. Control mioeléctrico basado en reconocimiento de patrones . . . . .	20
2.4.6. Control mioeléctrico de postura . . . . .	21
2.4.7. Control mioeléctrico de regresión . . . . .	21
2.5. Hardware . . . . .	21
2.5.1. Noraxon Mini DTS . . . . .	21
2.6. Software . . . . .	22
2.6.1. Matlab . . . . .	22
2.6.2. Noraxon MR3 . . . . .	23
<b>3. Objetivos</b>	<b>25</b>
<b>4. Metodología</b>	<b>27</b>
4.1. Interfaz . . . . .	27
4.2. Elección músculos . . . . .	29
4.3. Configuración Noraxon MR3 . . . . .	30
4.4. Colocación electrodos . . . . .	34
4.5. Recogida de datos . . . . .	35
4.6. Participantes . . . . .	36
4.7. Procesamiento señales electromiográficas . . . . .	36
4.7.1. Primer método . . . . .	36
4.7.2. Segundo método . . . . .	37
4.8. Clasificación señales electromiográficas . . . . .	38
4.8.1. LDA . . . . .	38
4.8.2. LDA Cuadrático . . . . .	40
4.8.3. Tree Model . . . . .	41

---

---

4.8.4. KNN . . . . .	42
<b>5. Desarrollo</b>	<b>43</b>
<b>6. Resultados</b>	<b>47</b>
<b>7. Conclusiones</b>	<b>53</b>
7.1. Trabajos futuros . . . . .	53
<b>Bibliografía</b>	<b>55</b>
<b>Lista de Acrónimos y Abreviaturas</b>	<b>59</b>
<b>A. Resultados de los clasificadores con envelope</b>	<b>61</b>
A.1. Introducción . . . . .	61
A.2. Clasificadores . . . . .	61
A.2.1. LDA . . . . .	61
A.2.1.1. Participante 1 . . . . .	61
A.2.1.2. Participante 2 . . . . .	62
A.2.1.3. Participante 3 . . . . .	62
A.2.1.4. Participante 4 . . . . .	62
A.2.1.5. Participante 5 . . . . .	63
A.2.1.6. Participante 6 . . . . .	63
A.2.1.7. Participante 7 . . . . .	64
A.2.1.8. Participante 8 . . . . .	64
A.2.1.9. Participante 9 . . . . .	64
A.2.1.10. Participante 10 . . . . .	65
A.2.1.11. Participante 11 . . . . .	65
A.2.1.12. Participante 12 . . . . .	66
A.2.2. LDA Cuadrático . . . . .	66
A.2.2.1. Participante 1 . . . . .	66
A.2.2.2. Participante 2 . . . . .	66
A.2.2.3. Participante 3 . . . . .	67

---

---

A.2.2.4. Participante 4 . . . . .	67
A.2.2.5. Participante 5 . . . . .	68
A.2.2.6. Participante 6 . . . . .	68
A.2.2.7. Participante 7 . . . . .	68
A.2.2.8. Participante 8 . . . . .	69
A.2.2.9. Participante 9 . . . . .	69
A.2.2.10. Participante 10 . . . . .	70
A.2.2.11. Participante 11 . . . . .	70
A.2.2.12. Participante 12 . . . . .	70
A.2.3. Tree Model . . . . .	71
A.2.3.1. Participante 1 . . . . .	71
A.2.3.2. Participante 2 . . . . .	71
A.2.3.3. Participante 3 . . . . .	72
A.2.3.4. Participante 4 . . . . .	72
A.2.3.5. Participante 5 . . . . .	72
A.2.3.6. Participante 6 . . . . .	73
A.2.3.7. Participante 7 . . . . .	73
A.2.3.8. Participante 8 . . . . .	74
A.2.3.9. Participante 9 . . . . .	74
A.2.3.10. Participante 10 . . . . .	74
A.2.3.11. Participante 11 . . . . .	75
A.2.3.12. Participante 12 . . . . .	75
A.2.4. KNN . . . . .	76
A.2.4.1. Participante 1 . . . . .	76
A.2.4.2. Participante 2 . . . . .	76
A.2.4.3. Participante 3 . . . . .	76
A.2.4.4. Participante 4 . . . . .	77
A.2.4.5. Participante 5 . . . . .	77
A.2.4.6. Participante 6 . . . . .	78
A.2.4.7. Participante 7 . . . . .	78

---



---

A.2.4.8. Participante 8 . . . . .	78
A.2.4.9. Participante 9 . . . . .	79
A.2.4.10. Participante 10 . . . . .	79
A.2.4.11. Participante 11 . . . . .	80
A.2.4.12. Participante 12 . . . . .	80
A.3. Comparación entre clasificadores . . . . .	80
<b>B. Resultados características individuales</b>	<b>83</b>
B.1. Introducción . . . . .	83
B.2. LDA . . . . .	83
B.2.1. RMS . . . . .	83
B.2.2. MAV . . . . .	84
B.2.3. ENV . . . . .	85
B.2.4. logVAR . . . . .	86
B.2.5. ZC . . . . .	87
B.2.6. SSC . . . . .	88
B.2.7. WL . . . . .	90
B.3. LDA Cuadrático . . . . .	91
B.3.1. RMS . . . . .	91
B.3.2. MAV . . . . .	92
B.3.3. ENV . . . . .	93
B.3.4. logVAR . . . . .	94
B.3.5. ZC . . . . .	95
B.3.6. SSC . . . . .	96
B.3.7. WL . . . . .	97
B.4. Tree Model . . . . .	99
B.4.1. RMS . . . . .	99
B.4.2. MAV . . . . .	100
B.4.3. ENV . . . . .	101
B.4.4. logVAR . . . . .	102
B.4.5. ZC . . . . .	103

---

---

B.4.6. SSC . . . . .	104
B.4.7. WL . . . . .	105
B.5. KNN . . . . .	107
B.5.1. RMS . . . . .	107
B.5.2. MAV . . . . .	108
B.5.3. ENV . . . . .	109
B.5.4. logVAR . . . . .	110
B.5.5. ZC . . . . .	111
B.5.6. SSC . . . . .	112
B.5.7. WL . . . . .	113
<b>C. Resultados de los clasificadores con características</b>	<b>115</b>
C.1. Introducción . . . . .	115
C.2. Clasificadores . . . . .	115
C.2.1. LDA . . . . .	115
C.2.1.1. Participante 1 . . . . .	115
C.2.1.2. Participante 2 . . . . .	116
C.2.1.3. Participante 3 . . . . .	116
C.2.1.4. Participante 4 . . . . .	116
C.2.1.5. Participante 5 . . . . .	117
C.2.1.6. Participante 6 . . . . .	117
C.2.1.7. Participante 7 . . . . .	118
C.2.1.8. Participante 8 . . . . .	118
C.2.1.9. Participante 9 . . . . .	118
C.2.1.10. Participante 10 . . . . .	119
C.2.1.11. Participante 11 . . . . .	119
C.2.1.12. Participante 12 . . . . .	120
C.2.2. LDA Cuadrático . . . . .	120
C.2.2.1. Participante 1 . . . . .	120
C.2.2.2. Participante 2 . . . . .	120
C.2.2.3. Participante 3 . . . . .	121

---

---

C.2.2.4. Participante 4 . . . . .	121
C.2.2.5. Participante 5 . . . . .	122
C.2.2.6. Participante 6 . . . . .	122
C.2.2.7. Participante 7 . . . . .	122
C.2.2.8. Participante 8 . . . . .	123
C.2.2.9. Participante 9 . . . . .	123
C.2.2.10. Participante 10 . . . . .	124
C.2.2.11. Participante 11 . . . . .	124
C.2.2.12. Participante 12 . . . . .	124
C.2.3. Tree Model . . . . .	125
C.2.3.1. Participante 1 . . . . .	125
C.2.3.2. Participante 2 . . . . .	125
C.2.3.3. Participante 3 . . . . .	126
C.2.3.4. Participante 4 . . . . .	126
C.2.3.5. Participante 5 . . . . .	126
C.2.3.6. Participante 6 . . . . .	127
C.2.3.7. Participante 7 . . . . .	127
C.2.3.8. Participante 8 . . . . .	128
C.2.3.9. Participante 9 . . . . .	128
C.2.3.10. Participante 10 . . . . .	128
C.2.3.11. Participante 11 . . . . .	129
C.2.3.12. Participante 12 . . . . .	129
C.2.4. KNN . . . . .	130
C.2.4.1. Participante 1 . . . . .	130
C.2.4.2. Participante 2 . . . . .	130
C.2.4.3. Participante 3 . . . . .	130
C.2.4.4. Participante 4 . . . . .	131
C.2.4.5. Participante 5 . . . . .	131
C.2.4.6. Participante 6 . . . . .	132
C.2.4.7. Participante 7 . . . . .	132

---

---

C.2.4.8. Participante 8 . . . . .	132
C.2.4.9. Participante 9 . . . . .	133
C.2.4.10. Participante 10 . . . . .	133
C.2.4.11. Participante 11 . . . . .	134
C.2.4.12. Participante 12 . . . . .	134
<b>D. Matrices de confusión</b>	<b>135</b>
D.1. Introducción . . . . .	135
D.2. Clasificadores . . . . .	136
D.2.1. LDA . . . . .	136
D.2.1.1. Participante 1 . . . . .	136
D.2.1.2. Participante 2 . . . . .	136
D.2.1.3. Participante 3 . . . . .	136
D.2.1.4. Participante 4 . . . . .	136
D.2.1.5. Participante 5 . . . . .	137
D.2.1.6. Participante 6 . . . . .	137
D.2.1.7. Participante 7 . . . . .	137
D.2.1.8. Participante 8 . . . . .	137
D.2.1.9. Participante 9 . . . . .	138
D.2.1.10. Participante 10 . . . . .	138
D.2.1.11. Participante 11 . . . . .	138
D.2.1.12. Participante 12 . . . . .	138
D.2.2. LDA Cuadrático . . . . .	139
D.2.2.1. Participante 1 . . . . .	139
D.2.2.2. Participante 2 . . . . .	139
D.2.2.3. Participante 3 . . . . .	139
D.2.2.4. Participante 4 . . . . .	139
D.2.2.5. Participante 5 . . . . .	140
D.2.2.6. Participante 6 . . . . .	140
D.2.2.7. Participante 7 . . . . .	140
D.2.2.8. Participante 8 . . . . .	140

---

---

D.2.2.9. Participante 9 . . . . .	141
D.2.2.10. Participante 10 . . . . .	141
D.2.2.11. Participante 11 . . . . .	141
D.2.2.12. Participante 12 . . . . .	141
D.2.3. Tree Model . . . . .	142
D.2.3.1. Participante 1 . . . . .	142
D.2.3.2. Participante 2 . . . . .	142
D.2.3.3. Participante 3 . . . . .	142
D.2.3.4. Participante 4 . . . . .	142
D.2.3.5. Participante 5 . . . . .	143
D.2.3.6. Participante 6 . . . . .	143
D.2.3.7. Participante 7 . . . . .	143
D.2.3.8. Participante 8 . . . . .	143
D.2.3.9. Participante 9 . . . . .	144
D.2.3.10. Participante 10 . . . . .	144
D.2.3.11. Participante 11 . . . . .	144
D.2.3.12. Participante 12 . . . . .	144
D.2.4. KNN . . . . .	145
D.2.4.1. Participante 1 . . . . .	145
D.2.4.2. Participante 2 . . . . .	145
D.2.4.3. Participante 3 . . . . .	145
D.2.4.4. Participante 4 . . . . .	145
D.2.4.5. Participante 5 . . . . .	146
D.2.4.6. Participante 6 . . . . .	146
D.2.4.7. Participante 7 . . . . .	146
D.2.4.8. Participante 8 . . . . .	146
D.2.4.9. Participante 9 . . . . .	147
D.2.4.10. Participante 10 . . . . .	147
D.2.4.11. Participante 11 . . . . .	147
D.2.4.12. Participante 12 . . . . .	147

---



## Índice de figuras

2.1. Prótesis de Alt-Ruppin . . . . .	4
2.2. Ilustración de la mano de Götz . . . . .	5
2.3. Componentes prótesis Gotz . . . . .	5
2.4. Le Petit Lorrain . . . . .	5
2.5. Diseño Bowden . . . . .	7
2.6. Prótesis neumática . . . . .	8
2.7. Prótesis electromagnética . . . . .	8
2.8. Prótesis estética . . . . .	9
2.9. Prótesis mecánica . . . . .	10
2.10. Músculo con unidades motoras . . . . .	13
2.11. Unidad motora con axón ramificado, innervando fibras musculares . . . . .	13
2.12. Señal EMG . . . . .	16
2.13. Tipos de control mioeléctrico (Geethanjali, 2016) . . . . .	19
2.14. Equipo Noraxon Mini DTS . . . . .	22
4.1. Interfaz . . . . .	27
4.2. Movimientos . . . . .	29
4.3. Relación entre los movimientos y los músculos activados . . . . .	29
4.4. Noraxon MR3 . . . . .	30
4.5. Nueva configuración Noraxon MR3 . . . . .	31
4.6. Configuración equipo en Noraxon MR3 . . . . .	31
4.7. Configuración músculos en Noraxon MR3 . . . . .	32
4.8. Configuración equipo Mini DTS . . . . .	33
4.9. Colocación de los electrodos y preamplificadores . . . . .	35

5.1. Validación cruzada . . . . .	44
D.1. Matriz confusión . . . . .	135



# Índice de tablas

6.1. Comparación entre clasificadores, haciendo uso del primer método, en el test	47
6.2. Comparación de características . . . . .	48
6.3. Media resultados características . . . . .	48
6.4. Comparación entre clasificadores, haciendo uso del segundo método, en el test	49
A.1. Resultados entrenamiento participante 1 . . . . .	61
A.2. Resultados test participante 1 . . . . .	61
A.3. Resultados entrenamiento participante 2 . . . . .	62
A.4. Resultados test participante 2 . . . . .	62
A.5. Resultados entrenamiento participante 3 . . . . .	62
A.6. Resultados test participante 3 . . . . .	62
A.7. Resultados entrenamiento participante 4 . . . . .	62
A.8. Resultados test participante 4 . . . . .	63
A.9. Resultados entrenamiento participante 5 . . . . .	63
A.10. Resultados test participante 5 . . . . .	63
A.11. Resultados entrenamiento participante 6 . . . . .	63
A.12. Resultados test participante 6 . . . . .	63
A.13. Resultados entrenamiento participante 7 . . . . .	64
A.14. Resultados test participante 7 . . . . .	64
A.15. Resultados entrenamiento participante 8 . . . . .	64
A.16. Resultados test participante 8 . . . . .	64
A.17. Resultados entrenamiento participante 9 . . . . .	64
A.18. Resultados test participante 9 . . . . .	65
A.19. Resultados entrenamiento participante 10 . . . . .	65

A.20.Resultados test participante 10 . . . . .	65
A.21.Resultados entrenamiento participante 11 . . . . .	65
A.22.Resultados test participante 11 . . . . .	65
A.23.Resultados entrenamiento participante 12 . . . . .	66
A.24.Resultados test participante 12 . . . . .	66
A.25.Resultados entrenamiento participante 1 . . . . .	66
A.26.Resultados test participante 1 . . . . .	66
A.27.Resultados entrenamiento participante 2 . . . . .	66
A.28.Resultados test participante 2 . . . . .	67
A.29.Resultados entrenamiento participante 3 . . . . .	67
A.30.Resultados test participante 3 . . . . .	67
A.31.Resultados entrenamiento participante 4 . . . . .	67
A.32.Resultados test participante 4 . . . . .	67
A.33.Resultados entrenamiento participante 5 . . . . .	68
A.34.Resultados test participante 5 . . . . .	68
A.35.Resultados entrenamiento participante 6 . . . . .	68
A.36.Resultados test participante 6 . . . . .	68
A.37.Resultados entrenamiento participante 7 . . . . .	68
A.38.Resultados test participante 7 . . . . .	69
A.39.Resultados entrenamiento participante 8 . . . . .	69
A.40.Resultados test participante 8 . . . . .	69
A.41.Resultados entrenamiento participante 9 . . . . .	69
A.42.Resultados test participante 9 . . . . .	69
A.43.Resultados entrenamiento participante 10 . . . . .	70
A.44.Resultados test participante 10 . . . . .	70
A.45.Resultados entrenamiento participante 11 . . . . .	70
A.46.Resultados test participante 11 . . . . .	70
A.47.Resultados entrenamiento participante 12 . . . . .	70
A.48.Resultados test participante 12 . . . . .	71
A.49.Resultados entrenamiento participante 1 . . . . .	71

---

---

A.50.Resultados test participante 1 . . . . .	71
A.51.Resultados entrenamiento participante 2 . . . . .	71
A.52.Resultados test participante 2 . . . . .	71
A.53.Resultados entrenamiento participante 3 . . . . .	72
A.54.Resultados test participante 3 . . . . .	72
A.55.Resultados entrenamiento participante 4 . . . . .	72
A.56.Resultados test participante 4 . . . . .	72
A.57.Resultados entrenamiento participante 5 . . . . .	72
A.58.Resultados test participante 5 . . . . .	73
A.59.Resultados entrenamiento participante 6 . . . . .	73
A.60.Resultados test participante 6 . . . . .	73
A.61.Resultados entrenamiento participante 7 . . . . .	73
A.62.Resultados test participante 7 . . . . .	73
A.63.Resultados entrenamiento participante 8 . . . . .	74
A.64.Resultados test participante 8 . . . . .	74
A.65.Resultados entrenamiento participante 9 . . . . .	74
A.66.Resultados test participante 9 . . . . .	74
A.67.Resultados entrenamiento participante 10 . . . . .	74
A.68.Resultados test participante 10 . . . . .	75
A.69.Resultados entrenamiento participante 11 . . . . .	75
A.70.Resultados test participante 11 . . . . .	75
A.71.Resultados entrenamiento participante 12 . . . . .	75
A.72.Resultados test participante 12 . . . . .	75
A.73.Resultados entrenamiento participante 1 . . . . .	76
A.74.Resultados test participante 1 . . . . .	76
A.75.Resultados entrenamiento participante 2 . . . . .	76
A.76.Resultados test participante 2 . . . . .	76
A.77.Resultados entrenamiento participante 3 . . . . .	76
A.78.Resultados test participante 3 . . . . .	77
A.79.Resultados entrenamiento participante 4 . . . . .	77

---

---

A.80.Resultados test participante 4 . . . . .	77
A.81.Resultados entrenamiento participante 5 . . . . .	77
A.82.Resultados test participante 5 . . . . .	77
A.83.Resultados entrenamiento participante 6 . . . . .	78
A.84.Resultados test participante 6 . . . . .	78
A.85.Resultados entrenamiento participante 7 . . . . .	78
A.86.Resultados test participante 7 . . . . .	78
A.87.Resultados entrenamiento participante 8 . . . . .	78
A.88.Resultados test participante 8 . . . . .	79
A.89.Resultados entrenamiento participante 9 . . . . .	79
A.90.Resultados test participante 9 . . . . .	79
A.91.Resultados entrenamiento participante 10 . . . . .	79
A.92.Resultados test participante 10 . . . . .	79
A.93.Resultados entrenamiento participante 11 . . . . .	80
A.94.Resultados test participante 11 . . . . .	80
A.95.Resultados entrenamiento participante 12 . . . . .	80
A.96.Resultados test participante 12 . . . . .	80
A.97.Comparación entre clasificadores para el entrenamiento . . . . .	80
A.98.Comparación entre clasificadores para el test . . . . .	81
B.1. Resultados entrenamiento de LDA con RMS . . . . .	83
B.2. Resultados test de LDA con RMS . . . . .	84
B.3. Resultados entrenamiento de LDA con MAV . . . . .	85
B.4. Resultados test de LDA con MAV . . . . .	85
B.5. Resultados entrenamiento de LDA con ENV . . . . .	86
B.6. Resultados test de LDA con ENV . . . . .	86
B.7. Resultados entrenamiento de LDA con logVAR . . . . .	87
B.8. Resultados test de LDA con logVAR . . . . .	87
B.9. Resultados entrenamiento de LDA con ZC . . . . .	88
B.10.Resultados test de LDA con ZC . . . . .	88
B.11.Resultados entrenamiento de LDA con SSC . . . . .	89

---

---

B.12.Resultados test de LDA con SSC . . . . .	89
B.13.Resultados entrenamiento de LDA con WL . . . . .	90
B.14.Resultados test de LDA con WL . . . . .	91
B.15.Resultados entrenamiento de LDA Cuadrático con RMS . . . . .	91
B.16.Resultados test de LDA Cuadrático con RMS . . . . .	92
B.17.Resultados entrenamiento de LDA Cuadrático con MAV . . . . .	92
B.18.Resultados test de LDA Cuadrático con MAV . . . . .	93
B.19.Resultados entrenamiento de LDA Cuadrático con ENV . . . . .	93
B.20.Resultados test de LDA Cuadrático con ENV . . . . .	94
B.21.Resultados entrenamiento de LDA Cuadrático con logVAR . . . . .	94
B.22.Resultados test de LDA Cuadrático con logVAR . . . . .	95
B.23.Resultados entrenamiento de LDA Cuadrático con ZC . . . . .	96
B.24.Resultados test de LDA Cuadrático con ZC . . . . .	96
B.25.Resultados entrenamiento de LDA Cuadrático con SSC . . . . .	97
B.26.Resultados test de LDA Cuadrático con SSC . . . . .	97
B.27.Resultados entrenamiento de LDA Cuadrático con WL . . . . .	98
B.28.Resultados test de LDA Cuadrático con WL . . . . .	98
B.29.Resultados entrenamiento de Tree Model con RMS . . . . .	99
B.30.Resultados test de Tree Model con RMS . . . . .	100
B.31.Resultados entrenamiento de Tree Model con MAV . . . . .	100
B.32.Resultados test de Tree Model con MAV . . . . .	101
B.33.Resultados entrenamiento de Tree Model con ENV . . . . .	101
B.34.Resultados test de Tree Model con ENV . . . . .	102
B.35.Resultados entrenamiento de Tree Model con logVAR . . . . .	102
B.36.Resultados test de Tree Model con logVAR . . . . .	103
B.37.Resultados entrenamiento de Tree Model con ZC . . . . .	103
B.38.Resultados test de Tree Model con ZC . . . . .	104
B.39.Resultados entrenamiento de Tree Model con SSC . . . . .	105
B.40.Resultados test de Tree Model con SSC . . . . .	105
B.41.Resultados entrenamiento de Tree Model con WL . . . . .	106

---

B.42.Resultados test de Tree Model con WL . . . . .	106
B.43.Resultados entrenamiento de KNN con RMS . . . . .	107
B.44.Resultados test de KNN con RMS . . . . .	108
B.45.Resultados entrenamiento de KNN con MAV . . . . .	108
B.46.Resultados test de KNN con MAV . . . . .	109
B.47.Resultados entrenamiento de KNN con ENV . . . . .	109
B.48.Resultados test de KNN con ENV . . . . .	110
B.49.Resultados entrenamiento de KNN con logVAR . . . . .	110
B.50.Resultados test de KNN con logVAR . . . . .	111
B.51.Resultados entrenamiento de KNN con ZC . . . . .	111
B.52.Resultados test de KNN con ZC . . . . .	112
B.53.Resultados entrenamiento de KNN con SSC . . . . .	113
B.54.Resultados test de KNN con SSC . . . . .	113
B.55.Resultados entrenamiento de KNN con WL . . . . .	114
B.56.Resultados test de KNN con WL . . . . .	114
C.1. Resultados entrenamiento participante 1 con LDA . . . . .	115
C.2. Resultados test participante 1 con LDA . . . . .	115
C.3. Resultados entrenamiento participante 2 con LDA . . . . .	116
C.4. Resultados test participante 2 con LDA . . . . .	116
C.5. Resultados entrenamiento participante 3 con LDA . . . . .	116
C.6. Resultados test participante 3 con LDA . . . . .	116
C.7. Resultados entrenamiento participante 4 con LDA . . . . .	116
C.8. Resultados test participante 4 con LDA . . . . .	117
C.9. Resultados entrenamiento participante 5 con LDA . . . . .	117
C.10.Resultados test participante 5 con LDA . . . . .	117
C.11.Resultados entrenamiento participante 6 con LDA . . . . .	117
C.12.Resultados test participante 6 con LDA . . . . .	117
C.13.Resultados entrenamiento participante 7 con LDA . . . . .	118
C.14.Resultados test participante 7 con LDA . . . . .	118
C.15.Resultados entrenamiento participante 8 con LDA . . . . .	118

---

---

C.16.Resultados test participante 8 con LDA . . . . .	118
C.17.Resultados entrenamiento participante 9 con LDA . . . . .	118
C.18.Resultados test participante 9 con LDA . . . . .	119
C.19.Resultados entrenamiento participante 10 con LDA . . . . .	119
C.20.Resultados test participante 10 con LDA . . . . .	119
C.21.Resultados entrenamiento participante 11 con LDA . . . . .	119
C.22.Resultados test participante 11 con LDA . . . . .	119
C.23.Resultados entrenamiento participante 12 con LDA . . . . .	120
C.24.Resultados test participante 12 con LDA . . . . .	120
C.25.Resultados entrenamiento participante 1 con LDA Cuadrático . . . . .	120
C.26.Resultados test participante 1 con LDA Cuadrático . . . . .	120
C.27.Resultados entrenamiento participante 2 con LDA Cuadrático . . . . .	120
C.28.Resultados test participante 2 con LDA Cuadrático . . . . .	121
C.29.Resultados entrenamiento participante 3 con LDA Cuadrático . . . . .	121
C.30.Resultados test participante 3 con LDA Cuadrático . . . . .	121
C.31.Resultados entrenamiento participante 4 con LDA Cuadrático . . . . .	121
C.32.Resultados test participante 4 con LDA Cuadrático . . . . .	121
C.33.Resultados entrenamiento participante 5 con LDA Cuadrático . . . . .	122
C.34.Resultados test participante 5 con LDA Cuadrático . . . . .	122
C.35.Resultados entrenamiento participante 6 con LDA Cuadrático . . . . .	122
C.36.Resultados test participante 6 con LDA Cuadrático . . . . .	122
C.37.Resultados entrenamiento participante 7 con LDA Cuadrático . . . . .	122
C.38.Resultados test participante 7 con LDA Cuadrático . . . . .	123
C.39.Resultados entrenamiento participante 8 con LDA Cuadrático . . . . .	123
C.40.Resultados test participante 8 con LDA Cuadrático . . . . .	123
C.41.Resultados entrenamiento participante 9 con LDA Cuadrático . . . . .	123
C.42.Resultados test participante 9 con LDA Cuadrático . . . . .	123
C.43.Resultados entrenamiento participante 10 con LDA Cuadrático . . . . .	124
C.44.Resultados test participante 10 con LDA Cuadrático . . . . .	124
C.45.Resultados entrenamiento participante 11 con LDA Cuadrático . . . . .	124

---

---

C.46.Resultados test participante 11 con LDA Cuadrático . . . . .	124
C.47.Resultados entrenamiento participante 12 con LDA Cuadrático . . . . .	124
C.48.Resultados test participante 12 con LDA Cuadrático . . . . .	125
C.49.Resultados entrenamiento participante 1 con Tree Model . . . . .	125
C.50.Resultados test participante 1 con Tree Model . . . . .	125
C.51.Resultados entrenamiento participante 2 con Tree Model . . . . .	125
C.52.Resultados test participante 2 con Tree Model . . . . .	125
C.53.Resultados entrenamiento participante 3 con Tree Model . . . . .	126
C.54.Resultados test participante 3 con Tree Model . . . . .	126
C.55.Resultados entrenamiento participante 4 con Tree Model . . . . .	126
C.56.Resultados test participante 4 con Tree Model . . . . .	126
C.57.Resultados entrenamiento participante 5 con Tree Model . . . . .	126
C.58.Resultados test participante 5 con Tree Model . . . . .	127
C.59.Resultados entrenamiento participante 6 con Tree Model . . . . .	127
C.60.Resultados test participante 6 con Tree Model . . . . .	127
C.61.Resultados entrenamiento participante 7 con Tree Model . . . . .	127
C.62.Resultados test participante 7 con Tree Model . . . . .	127
C.63.Resultados entrenamiento participante 8 con Tree Model . . . . .	128
C.64.Resultados test participante 8 con Tree Model . . . . .	128
C.65.Resultados entrenamiento participante 9 con Tree Model . . . . .	128
C.66.Resultados test participante 9 con Tree Model . . . . .	128
C.67.Resultados entrenamiento participante 10 con Tree Model . . . . .	128
C.68.Resultados test participante 10 con Tree Model . . . . .	129
C.69.Resultados entrenamiento participante 11 con Tree Model . . . . .	129
C.70.Resultados test participante 11 con Tree Model . . . . .	129
C.71.Resultados entrenamiento participante 12 con Tree Model . . . . .	129
C.72.Resultados test participante 12 con Tree Model . . . . .	129
C.73.Resultados entrenamiento participante 1 con KNN . . . . .	130
C.74.Resultados test participante 1 con KNN . . . . .	130
C.75.Resultados entrenamiento participante 2 con KNN . . . . .	130

---



---

C.76.Resultados test participante 2 con KNN . . . . .	130
C.77.Resultados entrenamiento participante 3 con KNN . . . . .	130
C.78.Resultados test participante 3 con KNN . . . . .	131
C.79.Resultados entrenamiento participante 4 con KNN . . . . .	131
C.80.Resultados test participante 4 con KNN . . . . .	131
C.81.Resultados entrenamiento participante 5 con KNN . . . . .	131
C.82.Resultados test participante 5 con KNN . . . . .	131
C.83.Resultados entrenamiento participante 6 con KNN . . . . .	132
C.84.Resultados test participante 6 con KNN . . . . .	132
C.85.Resultados entrenamiento participante 7 con KNN . . . . .	132
C.86.Resultados test participante 7 con KNN . . . . .	132
C.87.Resultados entrenamiento participante 8 con KNN . . . . .	132
C.88.Resultados test participante 8 con KNN . . . . .	133
C.89.Resultados entrenamiento participante 9 con KNN . . . . .	133
C.90.Resultados test participante 9 con KNN . . . . .	133
C.91.Resultados entrenamiento participante 10 con KNN . . . . .	133
C.92.Resultados test participante 10 con KNN . . . . .	133
C.93.Resultados entrenamiento participante 11 con KNN . . . . .	134
C.94.Resultados test participante 11 con KNN . . . . .	134
C.95.Resultados entrenamiento participante 12 con KNN . . . . .	134
C.96.Resultados test participante 12 con KNN . . . . .	134

---



# Índice de Códigos

4.1. EMGLinearEnvelope() . . . . .	36
4.2. Características . . . . .	37



# 1. Introducción

Las prótesis han sido empleadas desde hace miles de años para cubrir las necesidades faltantes por causa de una amputación. Además, palían el trauma causado por la pérdida del miembro al volver a dotar a las personas de la funcionalidad de la extremidad, consiguiendo así que la persona afectada pueda interactuar con el entorno de una forma más acorde a como lo haría si tuviese esa extremidad.

Aunque existen diferentes tipos de prótesis, las más eficaces para devolver la movilidad del miembro superior son las que funcionan a partir de un control electromiográfico, es decir, a partir de las señales bioeléctricas que se crean durante la contracción de los músculos al realizar movimientos. Si bien las personas que sufren de una amputación ya no pueden realizar movimientos, quedan señales bioeléctricas residuales en los músculos afectados, aún funcionales, que se utilizan para realizar este control.

Para las prótesis robóticas con control mioeléctrico es necesario conseguir una buena diferenciación de los movimientos que el usuario desea realizar, para que este vuelva a obtener la autonomía que perdió. Es por ello, que en esta investigación se realiza una comparación de mecanismos de aprendizaje automático con cinco estados posibles, para así obtener el mejor resultado durante la clasificación. Para ello, también se realiza un estudio de las características de este tipo de señales para lograr un aumento en la precisión a la hora de clasificarlas.

Este estudio, se encuentra estructurado de la siguiente forma: *marco teórico*, en este se da conocer las nociones básicas necesarias para entender el desarrollo del estudio; *objetivos*, donde se especifica el alcance de este proyecto; *metodología*, se detallan las funciones tanto

del hardware como del software y los métodos utilizados durante el estudio; *desarrollo*, en este se expone cómo se ha llevado a cabo este trabajo; *resultados*, donde se dan a conocer los puntos a los que deriva esta investigación; y, por último, *conclusiones*, donde se podrá visualizar los conocimientos finales alcanzados al finalizar este estudio.

---

## 2. Marco Teórico

### 2.1. Historia de las prótesis

El avance en el diseño de las prótesis ha estado ligado directamente con el avance en el manejo de los materiales empleados por el hombre, así como el desarrollo tecnológico y el entendimiento de la biomecánica del cuerpo humano.

La primera prótesis de miembro superior registrada data del año 2000 a. C., y fue encontrada en una momia egipcia. La prótesis estaba sujeta al antebrazo a través de un cartucho adaptado al mismo (Dorador y cols., 2005).

La siguiente prótesis de mano anotada, fue descrita en el 77 d.C. por el erudito romano Plinio el Viejo en su enciclopedia *Naturalis Historia*. Después de perder una mano en la Segunda Guerra Púnica (218-202 a.C.), Marcus Sergius, un general Romano, recibió una prótesis que le permitió regresar con éxito a la batalla (Zuo y Olson, 2014). Esta prótesis pudo ser realizada gracias al manejo del hierro, pues era una mano de hierro resistente y podía emplearse para portar objetos pesados, en este caso su espada; esta es la primera mano de hierro registrada (Dorador y cols., 2005).

En la búsqueda de mejoras, en el año de 1400 se fabricó la mano de Alt-Ruppin (Fig. 2.1) construida también en hierro. Esta constaba de un pulgar rígido en oposición y dedos flexibles, los cuales eran flexionados pasivamente, que podían ser fijados mediante un mecanismo de trinquete, y además disponía de una muñeca movable (Dorador y cols., 2005).



**Figura 2.1:** Prótesis de Alt-Ruppin

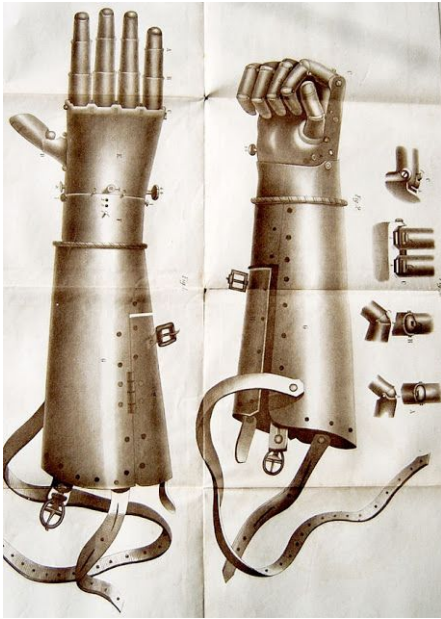
Entre los ejemplos más famosos de una prótesis de mano temprana, estaba la mano de hierro del caballero alemán Götz von Berlichingen. Después de que Götz perdiese su mano durante el asedio de Landshut (hacia 1505) en Bavaria, un artesano le fabricó una mano de hierro con dedos que podían flexionarse y extenderse pasivamente en las articulaciones metacarpofalángica, interfalángica distal e interfalángica distal, así como en la articulación interfalángica del pulgar (Figs. 2.2 y 2.3).

Al ajustarse la prótesis, Götz fue capaz de sostener las riendas, armas y regresar a la batalla. Esta fue modelada como una extensión de la armadura de batalla en lugar de un brazo humano y, debido a su peso, necesitaba unirse a la armadura de Götz con correas de cuero gruesas (Zuo y Olson, 2014).

No es sino hasta el siglo XVI, que el diseño del mecanismo de las prótesis de miembro superior se ve mejorado considerablemente, gracias al médico militar francés Ambroise Paré, quien desarrolló el primer brazo artificial móvil a nivel de codo, llamado “Le Petit Lorrain” (Fig. 2.4). El mecanismo era relativamente sencillo tomando en cuenta la época, los dedos podían abrirse o cerrarse presionando o traccionando, además de que constaba de una palanca, por medio de la cual, el brazo podía realizar la flexión o extensión a nivel de codo. Esta prótesis fue realizada para un desarticulado de codo.

---



**Figura 2.2:** Ilustración de la mano de Götz**Figura 2.3:** Componentes prótesis Gotz

Paré también lanzó la primera mano estética de cuero, con lo que da un nuevo giro a la utilización de materiales para el diseño de prótesis de miembro superior (Dorador y cols., 2005).

**Figura 2.4:** Le Petit Lorrain

A pesar de ser pesadas y requerir control colateral por parte de la mano intacta del amputado, las primeras prótesis de mano reestablecían satisfactoriamente las habilidades de los caballeros de mantener un escudo o arma en batalla. Estas prótesis fueron diseñadas cuidadosamente con la forma y apariencia de las manos humanas, en lugar de simples herramientas inanimadas para sostener objetos (Zuo y Olson, 2014).

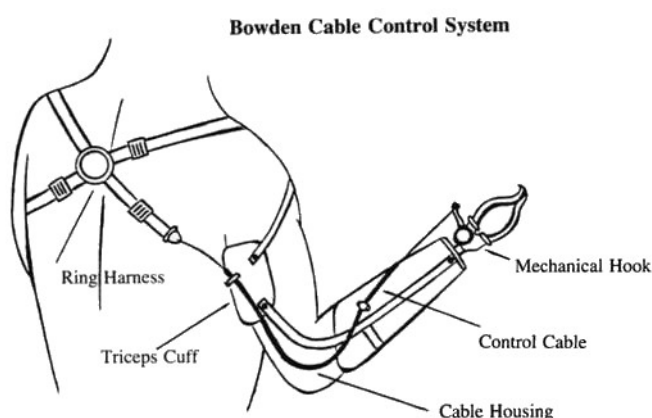
Una de las primeras descripciones de una prótesis de mano no combativa fue en 1600, por el cirujano italiano Giovanni Tommaso Minadoi, que describió a un amputado que podría quitarse el sombrero, desatar un bolso e incluso escribir con una pluma (Zuo y Olson, 2014).

En el siglo XIX se empezaron a emplear el cuero, los polímeros naturales y la madera en la fabricación de prótesis; los resortes contribuyen también al desarrollo de nuevos mecanismos para la fabricación de elementos de transmisión de la fuerza, para la sujeción (Dorador y cols., 2005). El concepto de una prótesis superior automática accionada por el cuerpo fue promovido por el alemán Peter Baliff en 1818. Usando la transmisión de tensión a través de correas de cuero, el dispositivo de Baliff permitió que los músculos intactos del tronco y la cintura escapular produjeran movimiento en un dispositivo terminal conectado al tocón. Por primera vez, un amputado pudo manipular su prótesis con movimientos corporales fluidos, en lugar de un objeto extraño. En 1860, el *Comte de Beaufort*, en Francia, adaptó el diseño para usarlo en soldados heridos. Se pasó un arnés de hombro con una correa abotonada a los pantalones a través de un lazo hacia la axila contralateral y la extremidad faltante, permitiendo que el amputado manipulase la tensión de la correa para abrir y cerrar un gancho de resorte doble, o flexionar y extender el pulgar en una mano simple con los dedos fusionados (Zuo y Olson, 2014).

En 1948, se introdujo la prótesis con cable Bowden (Fig. 2.5), que reemplaza las correas voluminosas por un cable elegante y resistente. A pesar de los nuevos materiales y la mejora de la artesanía, las prótesis con motor corporal actuales son esencialmente adaptaciones del diseño de Bowden (Zuo y Olson, 2014).

---

Durante el siglo XX, el objetivo de que los amputados regresaran a la vida laboral, orientó en gran medida las innovaciones presentadas a lo largo de los años. Inicialmente el objetivo propuesto es alcanzado por el médico francés Gripoulleau, quien fabricó distintos accesorios, como anillos, ganchos y diversos instrumentos metálicos, que podían ser utilizados como unidad terminal (Loaiza y Arzola, 2011).



**Figura 2.5:** Diseño Bowden

En el año de 1912, Dorrance desarrolló el Hook, una unidad terminal que permite abrir activamente, mediante movimientos de la cintura escapular, y se cierra pasivamente por la acción de un tirante de goma. Casi al mismo tiempo fue desarrollado en Alemania el gancho Fischer, cuya ventaja principal era que poseía una mayor potencia y diversidad en los tipos de prensión y sujeción de los objetos (Dorador y cols., 2005).

En 1919, un libro alemán titulado *Ersatzglieder und Arbeitshilfen* (Extremidades artificiales y herramientas de trabajo) contenía diseños conceptuales de las primeras prótesis con alimentación externa, utilizando fuentes de energía neumática (Fig. 2.6) y eléctrica (Fig. 2.7) (Zuo y Olson, 2014).

La primera prótesis mioeléctrica fue desarrollada durante los años 40 por Reinhold Reiter, un físico que trabajaba con la Cruz Roja Baviera. Publicó su trabajo en 1948, pero este no fue apreciado y el control mioeléctrico volvió a ser redescubierto durante la década de 1950.

Esta primera prótesis mioeléctrica fue usada alrededor de 1943, el sistema era controlado por un amplificador de tubo de vacío y no era portátil. Este sistema era pesado, grande y no funcionaba con batería; la idea era usarlo como una prótesis especial en una estación de trabajo (Dudley, 1984).

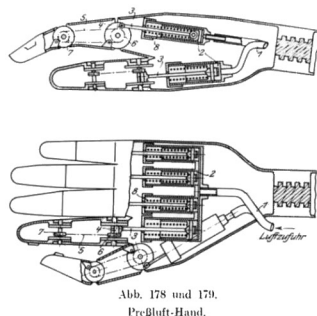


Abb. 178 und 179.  
PreBluft-Hand.

**Figura 2.6:** Prótesis neumática

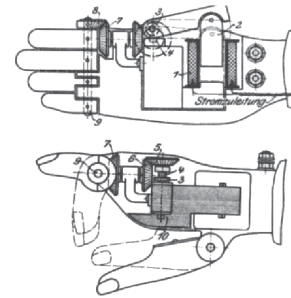


Abb. 180 und 181.  
Elektromagnetische Hand.

**Figura 2.7:** Prótesis electromagnética

Los resultados de los primeros experimentos con la primera prótesis mioeléctrica fueron publicados en 1948, el mismo año en el que se anunció el desarrollo del transistor. El control práctico de las prótesis de control mioeléctrico requerían el uso del transistor y sus refinamientos posteriores (Dudley, 1984).

La primera prótesis mioeléctrica clínicamente significativa fue presentada por el científico ruso Alexander en 1960. El uso de transistores redujo el volumen y permitió la portabilidad del dispositivo, con las baterías y los dispositivos electrónicos puestos en un cinturón y conectados a los cables de la prótesis. Aunque se vendió en Gran Bretaña y Canadá, esta “mano rusa” tenía numerosos problemas: era pesada, el movimiento era lento, la fuerza de agarre era débil, las conexiones de los cables eran susceptibles a daños y la interferencia eléctrica comprometía la fiabilidad (Zuo y Olson, 2014).

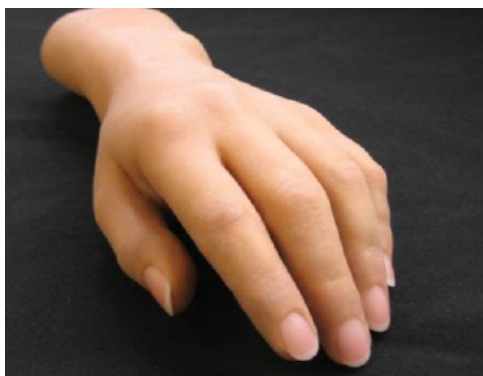
En la década de 1980, las prótesis mioeléctricas se usaban en centros de rehabilitación en todo el mundo y, hoy en día, son una opción común para los amputados (Zuo y Olson, 2014).

## 2.2. Tipos de prótesis

Toda prótesis artificial activa necesita una fuente de energía de donde tomar su fuerza, un sistema de transmisión de esta fuerza, un sistema de mando o acción y un dispositivo prensor. El nivel de amputación o el tipo de displasia que se trate, desempeñan un papel fundamental durante la elección de la prótesis a utilizar (Dorador y cols., 2005).

### 2.2.1. Prótesis estéticas

Las prótesis estéticas (Fig. 2.8), conocidas como prótesis pasivas, no tienen movimiento y solo cubren el aspecto estético del miembro amputado. En la fabricación de las mismas se emplean polímeros como PVC rígido, látex flexible o silicona, estos materiales son empleados por ser más livianos y requieren de menos mantenimiento, ya que no disponen de piezas móviles (Brito y cols., 2013).



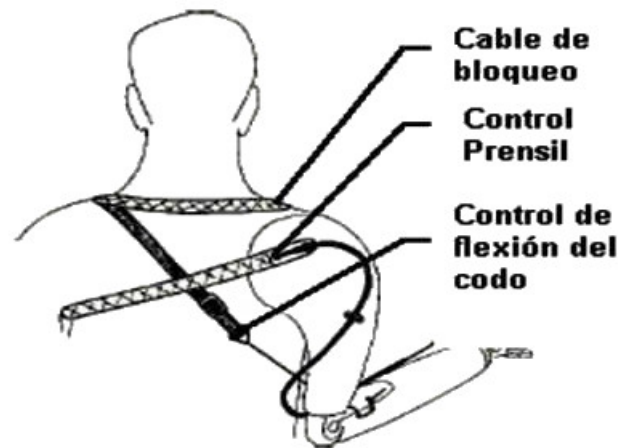
**Figura 2.8:** Prótesis estética

### 2.2.2. Prótesis mecánicas

Las manos mecánicas (Fig. 2.9) son dispositivos que se utilizan con la función de apertura o cierre voluntario por medio de un arnés que se sujeta alrededor de los hombros, parte del pecho y parte del brazo controlado por el usuario. Su funcionamiento se basa en la extensión de una liga por medio del arnés para su apertura o cierre, y el cierre o apertura se efectúa solo con la relajación del músculo respectivamente gracias a un resorte y tener una fuerza de

---

presión o pellizco. Estos elementos se recubren con un guante para dar una apariencia más estética, sin embargo se limita al agarre de objetos relativamente grandes y redondos debido a la poca precisión del mecanismo (Dorador y cols., 2005; Loaiza y Arzola, 2011).



**Figura 2.9:** Prótesis mecánica

El tamaño de la prótesis y el número de ligas que se requiera dependiendo de la fuerza y el material para su fabricación varían de acuerdo a las necesidades de cada persona. Dado que estas prótesis son accionadas por el cuerpo, es necesario que el usuario posea al menos un movimiento general de: expansión del pecho, depresión y elevación del hombro, abducción y aducción escapular y flexión glenohumeral (Dorador y cols., 2005).

### **2.2.3. Prótesis eléctricas**

Estas prótesis usan motores eléctricos en el dispositivo terminal, muñeca o codo con una batería recargable. Se controlan de varias formas, ya sea con un servocontrol, control con botón pulsador o botón con interruptor de arnés. En ciertas ocasiones se combinan estas formas para su mejor funcionalidad. Se usa un socket, que es un dispositivo intermedio entre la prótesis y el muñón, logrando la suspensión de este por una succión. Es más costosa su adquisición y reparación, existiendo otras desventajas evidentes como son el cuidado a la exposición de un medio húmedo y el peso de las prótesis (Dorador y cols., 2005).

#### **2.2.4. Prótesis neumáticas**

Estas prótesis eran accionadas por medio de ácido carbónico comprimido, que proporciona una gran cantidad de energía. Aunque, presentaba como inconveniente las complicaciones de sus aparatos y accesorios, y el riesgo del uso del ácido carbónico. Su desarrollo fue interrumpido debido a las dificultades técnicas presentadas (Loaiza y Arzola, 2011).

#### **2.2.5. Prótesis mioeléctricas**

Actualmente los sistemas protésicos mioeléctricos son los que proporcionan el grado de rehabilitación más alto. Son en realidad prótesis eléctricas controladas por medio de una interfaz mioeléctrica. Sintetizan el mejor aspecto estético con una gran fuerza y velocidad de prensión, así como varias posibilidades de combinación y ampliación. Se basan en el empleo de la señal eléctrica (EMG), que se produce al contraerse un músculo, como señal de control. Este tipo de prótesis tienen la ventaja de que sólo requieren que el usuario flexione sus músculos para operarla, a diferencia de las prótesis accionadas por el cuerpo que requieren el movimiento general del cuerpo. Elimina el arnés de suspensión, usando una de las siguientes técnicas para mantener la prótesis en el lugar correspondiente: bloqueo de tejidos blandos-esqueleto o succión (Loaiza y Arzola, 2011).

#### **2.2.6. Prótesis híbridas**

Las prótesis híbridas son utilizadas por personas que tienen amputaciones o deficiencias transmurales (arriba del codo), ya que combina la acción del cuerpo con el accionamiento por electricidad. Es muy frecuente en las prótesis híbridas que utilicen un codo accionado mediante el cuerpo y un dispositivo al final controlado en forma mioeléctrica, que puede llegar a ser un gancho o una mano (Brito y cols., 2013).

#### **2.2.7. Prótesis neurológicas**

Este tipo de prótesis son adecuadas para las personas que han perdido por completo el control muscular, se fatigan con facilidad o presentan desórdenes en el movimiento. Al hacer uso de un método invasivo, no es adecuado para las personas que aún conservan el control muscular de los miembros, ya que pueden optar por otras opciones menos traumáticas. El

---

control neurológico permite el control de un mayor número de grados de libertad. No obstante, aún queda un largo camino para que estos dispositivos puedan ser portables (García y cols., 2006).

## **2.3. Señales electromiográficas**

### **2.3.1. Músculos esqueléticos**

Los músculos esqueléticos están compuestos de fibras musculares individuales que se contraen cuando son estimuladas por una neurona motora somática. Cada una de estas se ramifica para inervar varias fibras musculares. Los músculos esqueléticos están fijos a los huesos en cada uno de sus extremos mediante tendones. Cuando un músculo se contrae, impone presión sobre sus tendones y huesos fijos haciendo que estos últimos se muevan.

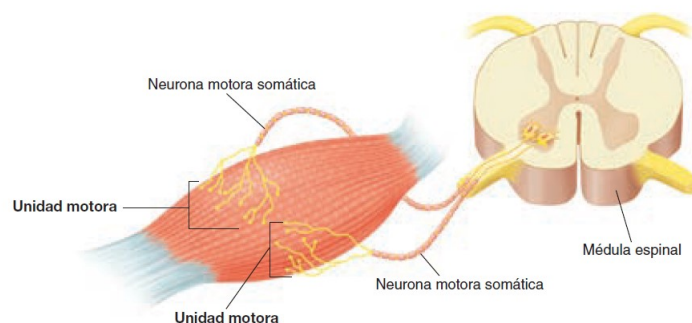
Cada fibra muscular recibe una terminal de axón única proveniente de una neurona motora somática, que estimula las fibras musculares para que se contraiga al liberar acetilcolina en la unión neuromuscular (Fig. 2.11).

El cuerpo celular de una neurona motora somática está ubicado en el asta ventral de la sustancia gris de la médula espinal, y da lugar a un axón único que surge en la raíz ventral de un nervio espinal. Sin embargo, cada axón puede producir varias ramas colaterales para inervar un número igual de fibras musculares. Cada neurona motora somática, junto con todas las fibras musculares que inerva, se conoce como una unidad motora (Figs. 2.10 y 2.11).

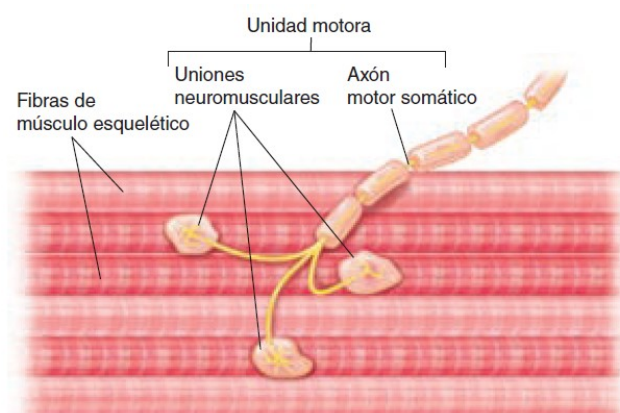
Siempre que se activa una neurona motora somática, estimula la contracción de todas las fibras musculares que inerva. Las contracciones graduadas, en las cuales la fuerza de la contracción es variada, de músculos enteros se producen por variaciones del número de unidades motoras que se activan. Para que estas contracciones graduadas sean uniformes y sostenidas, diferentes unidades motoras se activarán mediante estimulación rápida y asíncrona. Los músculos compuestos de un número relativamente grande de unidades motoras (como en la mano), tienen un control fino de la contracción muscular.

---





**Figura 2.10:** Músculo con unidades motoras



**Figura 2.11:** Unidad motora con axón ramificado, innervando fibras musculares

Las unidades motoras de menor tamaño son las que se usan más a menudo; cuando se requieren contracciones de fuerza mayor, se activan unidades motoras de tamaño cada vez mayor en un proceso denominado reclutamiento de unidades motoras.

La contracción de músculos genera tensión, permitiendo que los músculos se acorten y desempeñen trabajo. Con esto, las contracciones de músculos esqueléticos producen movimientos de huesos y articulaciones, que actúan como palancas para mover las cargas contra las cuales se ejerce la fuerza del músculo. Esta fuerza mecánica de la contracción muscular se transduce hacia una corriente eléctrica (señales bioeléctricas), que se puede amplificar y desplegar en un dispositivo de registro, haciendo posible realizar estudios a partir de estas señales bioeléctricas (Ira, 2011).

### 2.3.2. Control neural de los músculos esqueléticos

Los músculos esqueléticos contienen receptores de estiramiento (husos musculares) que estimulan la producción de impulsos en neuronas sensoriales cuando un músculo está estirado. Estas neuronas sensoriales pueden hacer sinapsis con motoneuronas (neuronas motoras inferiores) alfa, que estimulan al músculo para que se contraiga en respuesta al estiramiento.

La actividad de las neuronas motoras en la médula espinal, o neuronas motoras inferiores, está influida por la retroacción sensorial proveniente de los músculos y tendones, y por los efectos facilitadores e inhibidores dependientes de las neuronas motoras superiores, que son interneuronas en el encéfalo que contribuyen con axones a los tractos motores descendientes.

Para que el sistema nervioso controle de manera apropiada los movimientos musculoesqueléticos, debe recibir información de retroacción sensorial continua acerca de los efectos de sus acciones. Esta información sensorial incluye la tensión que el músculo ejerce sobre sus tendones, proporcionada por los órganos tendinosos de Golgi, y la longitud del músculo, proporcionada por el aparato del huso muscular. El aparato del huso funciona como un detector de longitud. Los músculos que requieren el control más fino, como los músculos de la mano, tienen la densidad más alta de husos.

En la médula espinal, dos tipos de neuronas motoras inferiores inervan los músculos esqueléticos. Las neuronas motoras las cuales inervan las fibras musculares extrafusales, fuera del huso, se llaman motoneuronas alfa; las que inervan las fibras intrafusales, dentro del huso, se denominan motoneuronas gamma. Dado que sólo las fibras musculares extrafusales son suficientemente cortas y numerosas como para hacer que un músculo se acorte, sólo la estimulación por las motoneuronas alfa puede causar contracciones musculares que dan por resultado movimientos musculoesqueléticos.

Las neuronas motoras superiores, interneuronas en el encéfalo que contribuyen con fibras a los tractos motores descendentes, estimulan motoneuronas alfa y gamma de manera simultánea; esa estimulación se conoce como coactivación. La activación de motoneuronas alfa

---

origina contracción y acortamiento musculares, mientras que la estimulación de las motoneuronas gamma induce la contracción de las fibras intrafusales. En condiciones normales, la actividad de motoneuronas gamma se mantiene al nivel necesario para conservar los husos musculares bajo tensión apropiada mientras los músculos se encuentran relajados (Ira, 2011).

### 2.3.3. Electromiografía

La electromiografía mide las señales mioeléctricas producidas durante la contracción de los músculos esqueléticos por el intercambio de iones a través de las membranas de las fibras musculares (Amon, 2013).

Los antecedentes históricos del registro de señales bioeléctricas se remontan a mediados del siglo XVII, cuando el médico y científico italiano Francesco Redi, demostró la existencia de un músculo especializado capaz de generar electricidad en el pez raya. Por otro lado, dentro del campo de la experimentación animal, John Walsh reportó la generación de electricidad por la musculatura de la anguila en 1773. Posteriormente, Luigi Galvani, en 1786, realizó sus famosos experimentos en una máquina electrostática acoplada a ranas y llegó a la conclusión de la existencia de electricidad en la musculatura de los organismos vivos. Finalmente, la electromiografía convencional fue introducida por Adrián y Bronk en 1929 (Alvárez y cols., 2006).

### 2.3.4. Registro de señales electromiográficas

Existen dos tipos de electromiografía, la superficial o no invasiva y la intramuscular o invasiva. La electromiografía superficial (SEMG) registra la actividad muscular en la superficie de la piel que cubre el músculo, en este caso los electrodos se adhieren a la piel y proveen la señal en crudo de la actividad del músculo esquelético estudiado. Por otro lado, la electromiografía intramuscular (NEMG) proporciona información sobre el tiempo e inicio, la duración y la intensidad relativa de la activación del músculo. Mientras que en la SEMG los electrodos son colocados sobre la piel, para la NEMG se inserta un electrodo de aguja en el músculo a través de la piel.

---

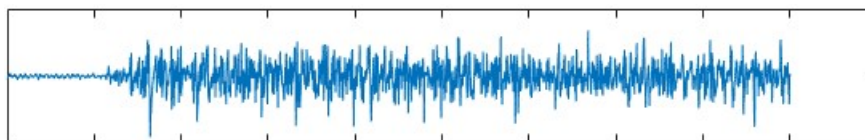
La NEMG es más precisa, por lo que es preferida para realizar diagnósticos médicos sobre enfermedades musculares o patologías. Además, los electrodos intramusculares obtienen mejores señales y pueden acceder a fibras musculares individuales. En la SEMG la señal es una composición de los potenciales de todas las fibras musculares del músculo que ocurren debajo de la piel. La obtención de las señales a partir de NEMG puede ser doloroso para el paciente y solo tiene aplicaciones médicas, mientras que las que se obtienen a partir de SEMG no infringen dolor y, por ello, este método es preferido para adquirir las señales EMG cuando se trata de estudios.

Cuando hablamos de los electrodos superficiales, nos encontramos con dos tipos: electrodos húmedos y secos. En el caso de los electrodos húmedos, se aplica un gel conductivo como capa intermedia para asegurar una buena conductividad entre la piel y el electrodo (Amon, 2013).

A la hora de aplicar los electrodos, es recomendable limpiar las zonas en las que se van a colocar para así eliminar las impurezas que pueda tener la piel, esto se puede realizar a través de una gasa con alcohol. Con esto, se consigue eliminar ruido que se podría producir al no tener un buen contacto entre el electrodo y la piel.

### 2.3.5. Características señales EMG

Las señales electromiográficas (Fig. 2.12) superficiales recogidas tienen un valor que oscila entre los 5 y 10 mV, por lo que se hace necesario el uso de amplificadores que ayuden a que estas alcancen valores alrededor de 1V.



**Figura 2.12:** Señal EMG

A partir de estas señales EMG que se recogen, podemos obtener diferentes características que ayudarán a realizar la distinción entre los movimientos realizados.

### 2.3.5.1. Root Mean Square

Root Mean Square (RMS) es una característica usada normalmente para el análisis de las señales EMG. Se calcula como

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (2.1)$$

donde N es la longitud de la señal EMG y  $x_i$  representa la señal EMG en un segmento, en la posición i (Negi y cols., 2016).

### 2.3.5.2. Mean Absolute Value

Las características Mean Absolute Value (MAV) se pueden obtener como

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (2.2)$$

donde N es la longitud de la señal EMG y  $x_i$  representa la señal EMG en un segmento, en la posición i (Paul y cols., 2017).

### 2.3.5.3. Envelope

La envolvente, envelope, se obtiene a partir de la media de los valores absolutos de la señal aplicando un filtro, f, de paso bajo para eliminar ruido. Se calcula como

$$ENV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f|x_i| \quad (2.3)$$

### 2.3.5.4. Logarithm Variance

El logaritmo de varianza, Logarithm Variance (logVAR), de la señal EMG se calcula como

$$\log VAR = \log\left(\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N x_i^2\right) \quad (2.4)$$


---

### 2.3.5.5. Zero Crossing

Zero Crossing (ZC) es el resultado de contar el número de veces que la señal EMG cruza el nivel de amplitud cero. Además, se añade un umbral para evadir ruido. Se expresa como (Barioul y cols., 2019)

$$ZC = \sum_{i=1}^{N-2} u[(x_{i+1} - x_i)(x_{i+1} - x_{i+2})] \quad (2.5)$$

### 2.3.5.6. Slope Sign Change

La característica Slope Sign Change (SSC) muestra el número de veces que la señal EMG cambia de signo. Para tres muestras consecutivas  $x_{i-1}$ ,  $x_i$  y  $x_{i+1}$ , el contador de SSC se incrementa si (Negi y cols., 2016)

$$(x_i > x_{i-1} \& x_i > x_{i+1}) || (x_i < x_{i-1} \& x_i < x_{i+1}) \quad (2.6)$$

### 2.3.5.7. Waveform Length

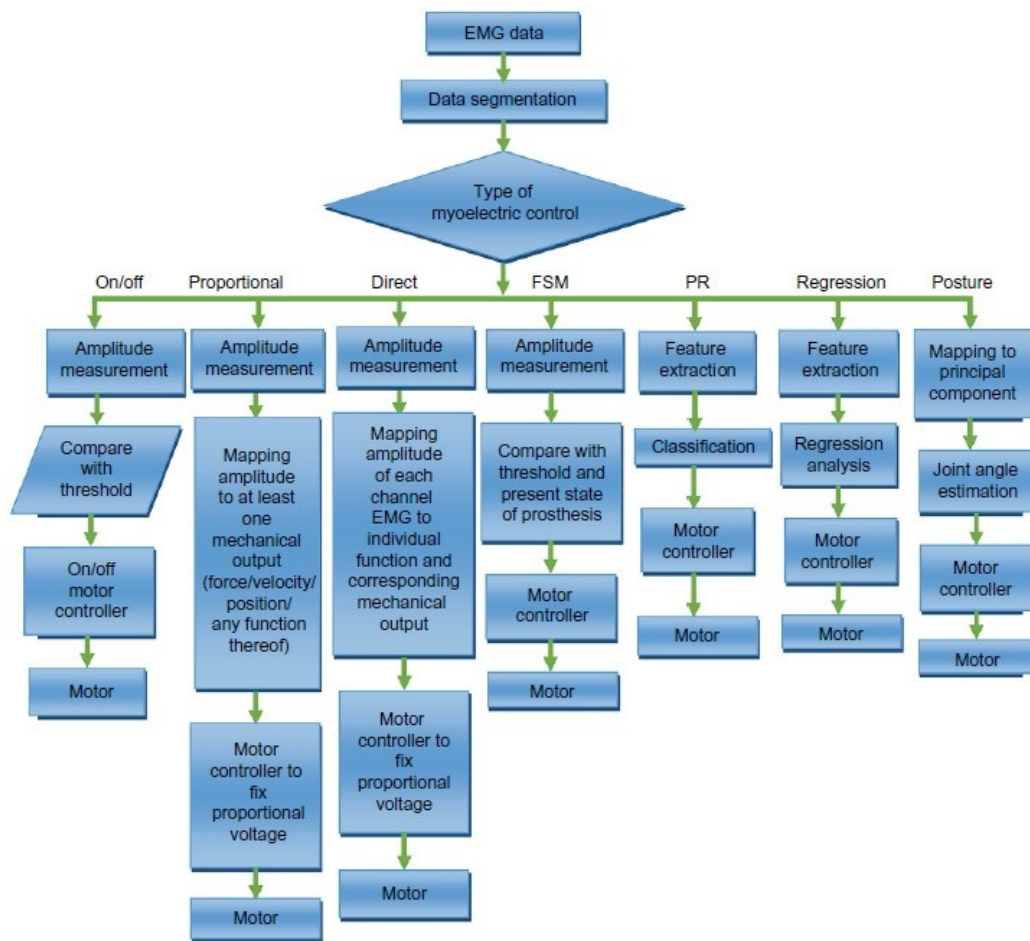
Waveform Length (WL) es la medida de la complejidad de la señal dependiente de la amplitud, frecuencia y tiempo de la señal. Es la longitud acumulativa de la señal (Paul y cols., 2017). Matemáticamente se expresa como

$$WL = \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i| \quad (2.7)$$

## 2.4. Tipos de control de prótesis con señales electromiográficas

El control mioeléctrico ha sido ampliamente analizado, lo que conllevó a que se desarrollasen una amplia variedad de esquemas de control para traducir la información EMG. La mayoría de los esquemas de control empleados en las prótesis de mano son de control secuencial, pero estos días se están realizando investigaciones para emplear un control simultáneo de la mano (Geethanjali, 2016).

---



**Figura 2.13:** Tipos de control mioeléctrico (Geethanjali, 2016)

A continuación, se describen algunos de los tipos de control mioeléctrico (Fig. 2.13). Aunque pueda parecer lo contrario, estos pueden emplearse al mismo tiempo para obtener un control más preciso.

#### 2.4.1. Control mioeléctrico ON/OFF

El control convencional ON/OFF es apropiado para un máximo de dos grados de libertad. En este control, la prótesis de mano opera con una velocidad constante en sentido horario y antihorario. Existen varios sistemas de control ON/OFF, el más simple se basa en un umbral para elegir la dirección de control de la mano (Geethanjali, 2016).

#### **2.4.2. Control mioeléctrico proporcional**

En el esquema de control proporcional, el voltaje aplicado al motor es proporcional al nivel de contracción del músculo, es decir, a la intensidad de la señal EMG. Esto permite un agarre rápido para movimientos bruscos, aunque la idoneidad del control en la extremidad superior aún se encuentra en estudio (Geethanjali, 2016).

#### **2.4.3. Control mioeléctrico directo**

Este tipo de control es similar al proporcional e involucra posiciones electromiográficas independientes para lograr el control individual de los movimientos de los dedos. Sin embargo, es complicado lograr un control independiente de la mano debido al ruido que se produce por el acoplamiento de las señales EMG superficiales, aunque puede ser posible con NEMG haciendo uso de un sensor mioeléctrico implantable (Geethanjali, 2016).

#### **2.4.4. Control mioeléctrico por máquina de estados finitos**

Para el caso del control por máquina de estados finitos, las posturas de las manos están predefinidas como estados y las transiciones entre estos estados también están predefinidas o decodificadas a partir de las señales de entrada. Este tipo de control es adecuado para un número determinado de posiciones de la mano, pero no lo es si se requiere de multifuncionalidad (Geethanjali, 2016).

#### **2.4.5. Control mioeléctrico basado en reconocimiento de patrones**

El control mioeléctrico basado en reconocimiento de patrones consiste en la extracción de las características y la clasificación de estas, a partir de los datos segmentados durante el procesamiento de las señales, para enviarle las órdenes al controlador del motor. En general, las características extraídas están en función del tiempo, frecuencia y tiempo-frecuencia para identificar la información a través de las señales mioeléctricas.

La mayoría de métodos de reconocimiento de patrones siguen un control secuencial. Sin embargo, se están realizando estudios para utilizar este método en un control simultáneo (Geethanjali, 2016).

---



### 2.4.6. Control mioeléctrico de postura

En este tipo de control, las señales EMG se asignan a parámetros de control en el dominio de los componentes principales. Las coordenadas del dominio del componente principal se transforman linealmente en el ángulo de la articulación para representar la postura objetivo. Este control mioeléctrico de postura proporciona un control simultáneo de la prótesis de mano (Geethanjali, 2016).

### 2.4.7. Control mioeléctrico de regresión

La estrategia de regresión es una de las estrategias de control desarrolladas recientemente para proporcionar control simultáneo y proporcional. En este esquema de control, se obtienen tantas señales de control como la cantidad de ángulos articulares que posee la prótesis (Geethanjali, 2016).

## 2.5. Hardware

### 2.5.1. Noraxon Mini DTS

El dispositivo Mini DTS de Noraxon (Fig. 2.14) ha sido el empleado para realizar la medición de las señales electromiográficas. Los sensores que incorpora para EMG transmiten los datos obtenidos directamente desde los electrodos de forma inalámbrica hasta un receptor que se encuentra conectado con el ordenador a través de un cable USB. Esta conexión simplifica la adquisición de datos al eliminar las conexiones entre los electrodos y el amplificador y consigue la misma fidelidad que los sistemas de escritorio de recolección de este tipo de señales.

El equipo está diseñado para operar hasta con 4 canales, con una frecuencia de adquisición de datos de 1500 Hz, que puede ser modificada para que funcione a 3000 Hz. No obstante, esta frecuencia de muestreo de 3000 Hz soporta como máximo 2 canales.

---



**Figura 2.14:** Equipo Noraxon Mini DTS

## 2.6. Software

### 2.6.1. Matlab

Matlab es un herramienta que sirve tanto a ingenieros como científicos, combina un entorno de escritorio para el análisis iterativo y los procesos de diseño con un lenguaje de programación que expresa las matemáticas de matrices y arrays directamente. Está orientado a diferentes tipos de proyectos como, por ejemplo, la robótica o el procesamiento de señales.

Dentro del campo del análisis de datos, Matlab proporciona capacidad de preprocesamiento diseñado tanto para datos científicos como de ingeniería, y una gran cantidad de funciones predefinidas para el análisis estadístico, machine learning y procesamiento de señales.

Desde el punto de vista del diseño de aplicaciones, Matlab permite crear interfaces profesionales a partir de una herramienta denominada GUIDE, que proporciona herramientas para diseñar interfaces de usuario personalizadas.

---

### **2.6.2. Noraxon MR3**

Este programa realiza la conexión con el equipo Mini DTS para la recolección de datos que recibe a través de los sensores EMG. Permite configurar rápidamente los dispositivos que se desean usar para adquirir la información de forma automática en tiempo real. Además, permite la visualización de la recogida de los datos, facilitando así saber si se está realizando correctamente o si es necesario realizar alguna modificación de posicionamiento de los sensores.

---



### 3. Objetivos

El objetivo principal de este estudio es conocer el mejor mecanismo de clasificación de aprendizaje automático, para su posterior uso en el control de prótesis robóticas de dos grados de libertad.

De una forma más específica, se han querido alcanzar los siguientes objetivos:

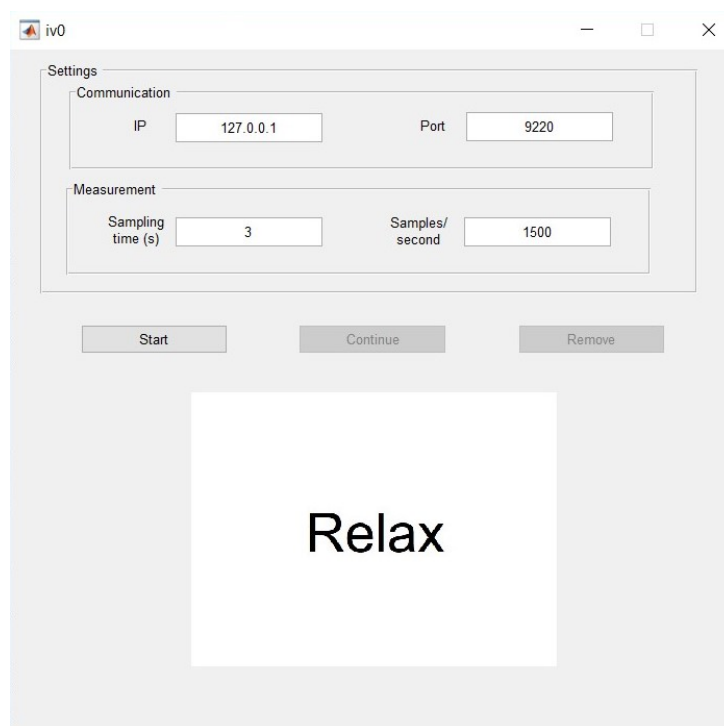
- Desarrollo e implementación de una interfaz, en Matlab, para la recolección de las señales electromiográficas y visualización de movimientos a realizar por los usuarios.
- Realizar un estudio comparativo entre los cuatro clasificadores utilizados, que son LDA, LDA Cuadrático, Tree Model y KNN.
- Obtención de características de las señales electromiográficas para mejorar el acierto, siendo estas RMS, MAV, ENV, logVar, ZC, SSC y WL.
- Elaborar un estudio comparativo entre las características obtenidas para conocer su aportación a la precisión final de los clasificadores.
- Establecer una comparativa final entre los clasificadores haciendo uso de las características más prominentes.
- Desarrollar un método online para la clasificación de movimientos.



## 4. Metodología

### 4.1. Interfaz

Debido a la necesidad de obtener los datos de los movimientos de la muñeca de los participantes debidamente etiquetados y de forma aleatoria, se programó una interfaz (Fig. 4.1) para que los usuarios pudiesen realizar los movimientos que se les indicaban en cada momento. Esta se desarrolló con Matlab, haciendo uso de la herramienta GUIDE, y estaba conectada con el equipo de Noraxon para recoger las señales EMG.



**Figura 4.1:** Interfaz

Aunque el objetivo principal de la interfaz era mostrar a los usuarios los movimientos que debían realizar, también se añadió un apartado denominado “*Settings*” en el que se pueden modificar los parámetros que controlan la conexión con el equipo de Noraxon y, en el que se podía configurar los parámetros para las medidas que se iban a tomar.

Como se puede observar en la figura 4.1, nos encontramos con dos secciones dentro del apartado “*Settings*”. En la primera, denominada “*Communication*”, se pueden configurar los parámetros que utiliza Matlab para comunicarse con el equipo de Noraxon, siendo estos la IP del receptor Mini DTS y el puerto por el que realizan la conexión. En la siguiente, nombrada “*Measurement*”, se puede configurar el tiempo de muestreo de cada uno de los movimientos, que, para el caso de este estudio, ha sido de 3 segundos, y las muestras que se toman por cada segundo (teniendo dos posibilidades, 1500 o 3000 Hz), para esta investigación se ha utilizado una frecuencia de muestreo de 1500 Hz.

A partir de la intención de indicar que la prueba se iba a iniciar, y así poder empezar a mostrarle al usuario los movimientos que tenía que realizar, se añadieron tres botones en la parte media de la interfaz. El primero de ellos, “*Start*”, sirve para indicar que la prueba va a dar comienzo y, cuando es pulsado, habilitar los dos que le siguen. Como la prueba consta de 10 series de movimientos se añadió el siguiente botón, “*Continue*”, consiguiendo así que no fuese necesario realizar toda la prueba de forma continua y que el paciente no sufriese de fatiga muscular. Por último, era necesario eliminar las series que los usuarios no habían realizado de forma correcta, es por esto que se implementó el botón “*Remove*” ya que con este se puede suprimir la última serie que ejecuta el usuario. Cabe destacar, que durante el procedimiento de cada una de las series los botones eran deshabilitados, y cuando estas acababan solo se habilitaban los que permitían avanzar a la siguiente o borrar la posterior.

En la parte inferior de la interfaz aparecen las imágenes relacionadas con cada uno de los movimientos que tienen que llevar a cabo los participantes (Fig. 4.2). Los movimientos realizados por los sujetos son la aducción, abducción, flexión, extensión y relax de la muñeca, en los que se requería tener una reacción rápida cuando aparecían en la pantalla. Estos

---



se mostraban de forma aleatoria para conseguir que el participante no conociese, y pudiese prepararse, el próximo movimiento, se mostraban de forma intercalada con el movimiento de relax para que el usuario pudiese volver a su posición normal. Además, tenían que permanecer realizando el movimiento durante 3 segundos, debido a la configuración explicada anteriormente.



Figura 4.2: Movimientos

## 4.2. Elección músculos

Durante la realización de cada uno de los movimientos de la muñeca derecha se activan dos músculos, que son los encargados de realizar este movimiento al tratarse de músculos esqueléticos. Aún así, en esta investigación se utilizan un total de cuatro músculos para distinguir los cinco estados probables. Esto es posible debido a que cada músculo se activa en dos movimientos, aunque durante el estado de relajación no se contrae ninguno de ellos.

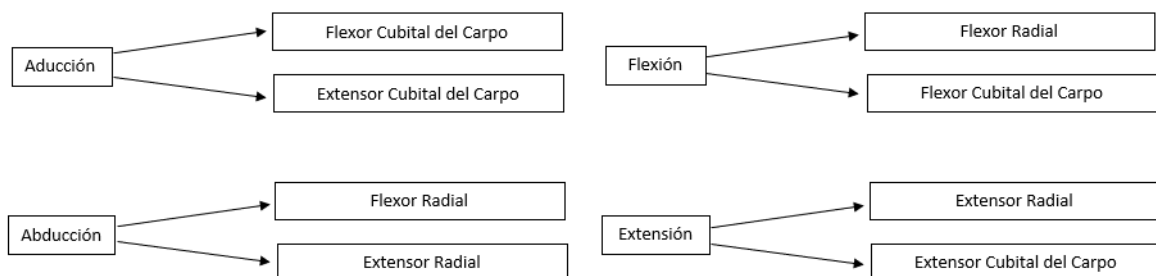


Figura 4.3: Relación entre los movimientos y los músculos activados

Los músculos seleccionados para realizar este estudio han sido el Flexor Cubital del Carpo, el Extensor Cubital del Carpo, el Flexor Radial y el Extensor Radial. Estos se inervan para realizar los movimientos que podemos ver en la figura 4.3, en la que también se pueden observar la intervención de cada uno de ellos durante los movimientos que realizan los usuarios.

### 4.3. Configuración Noraxon MR3

Para obtener los datos de las señales EMG es necesario realizar una configuración en el programa Noraxon MR3 (Fig. 4.4) y así asegurar la comunicación con Matlab.

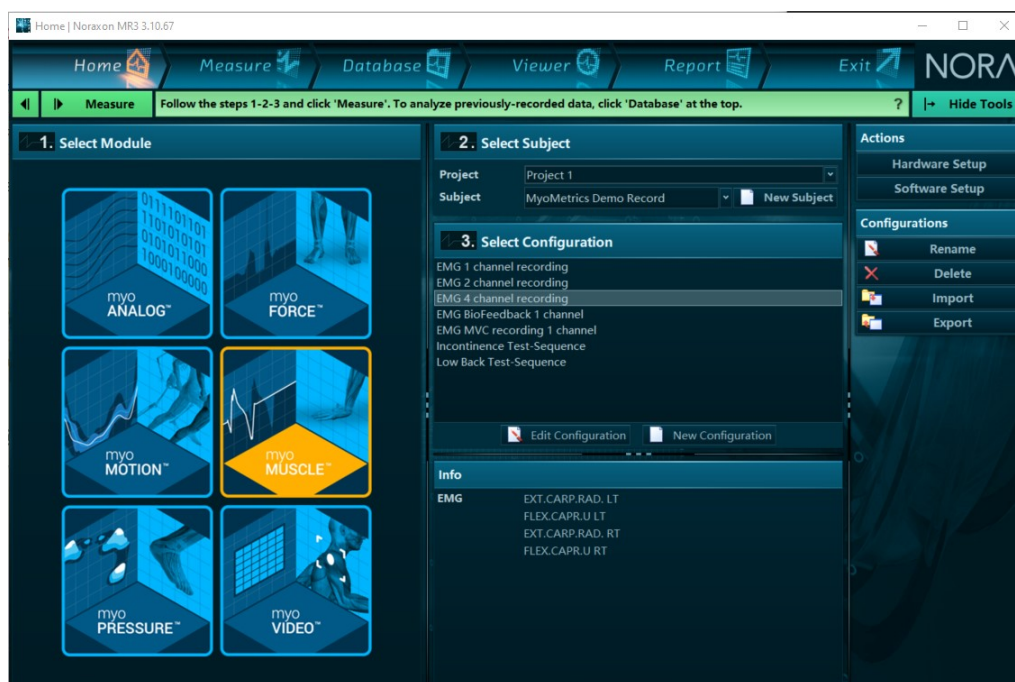
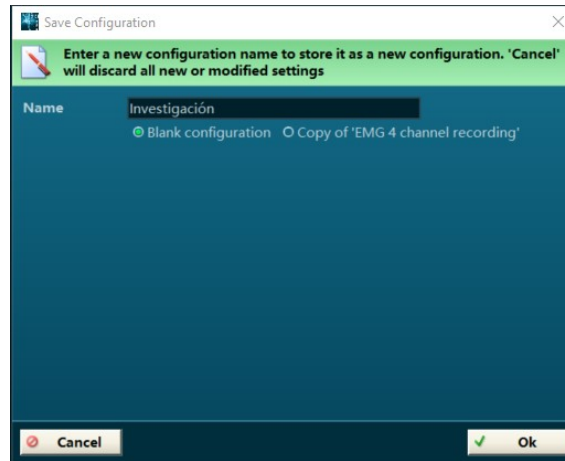


Figura 4.4: Noraxon MR3

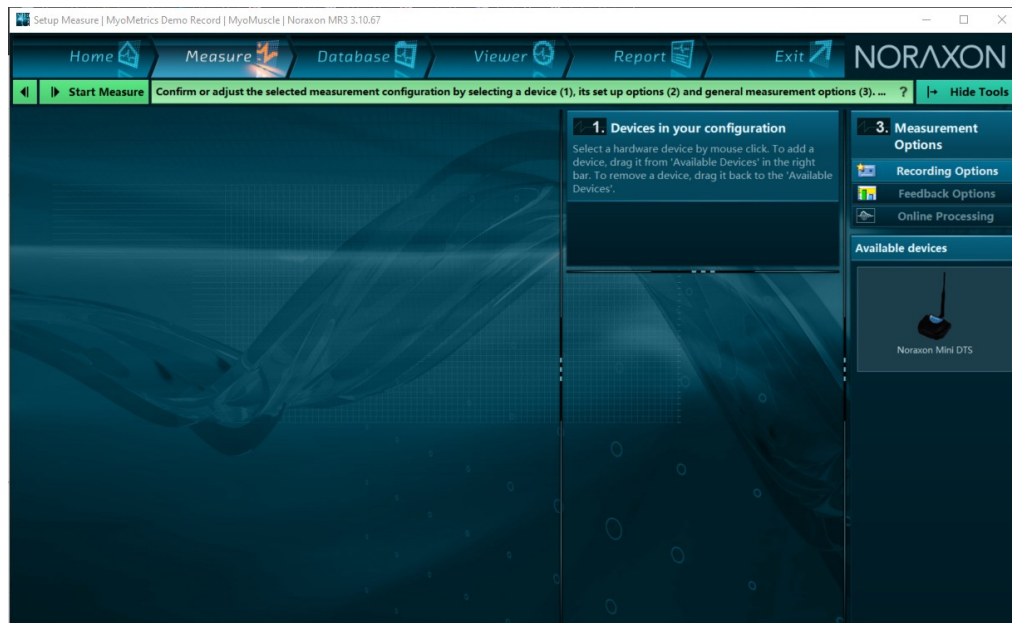
En cuanto se abre el programa, lo primero es seleccionar el módulo que se va a usar dentro del punto 1 (Fig. 4.4), que en este caso es el de myoMUSCLE. Una vez se ha seleccionado, creamos una nueva configuración en el punto 3 y nos aparecerá una nueva pantalla, que podemos visualizar en la figura 4.5, en la que se introduce el nombre para la nueva configuración y se selecciona “Blank configuration” para poder crear una configuración desde el inicio, en

la que podremos seleccionar tanto el equipo como los músculos que se van a medir.



**Figura 4.5:** Nueva configuración Noraxon MR3

Una vez se pulsa en el botón de “Ok” de la ventana representada en la figura 4.5, aparece la siguiente pantalla (Fig. 4.6) para empezar con la configuración.



**Figura 4.6:** Configuración equipo en Noraxon MR3

En esta pantalla (Fig. 4.6) hay que seleccionar el equipo de Noraxon Mini DTS que se encuentra en “*Available devices*” y arrastrarlo hasta el punto 1 que corresponde con “*Devices in your configuration*”.

Una vez se ha realizado el paso anterior aparecerán en el lado izquierdo de la pantalla los músculos del cuerpo para seleccionarlos, con esto asociaremos los cuatro que seleccionemos con cada uno de los sensores EMG (Fig. 4.7).

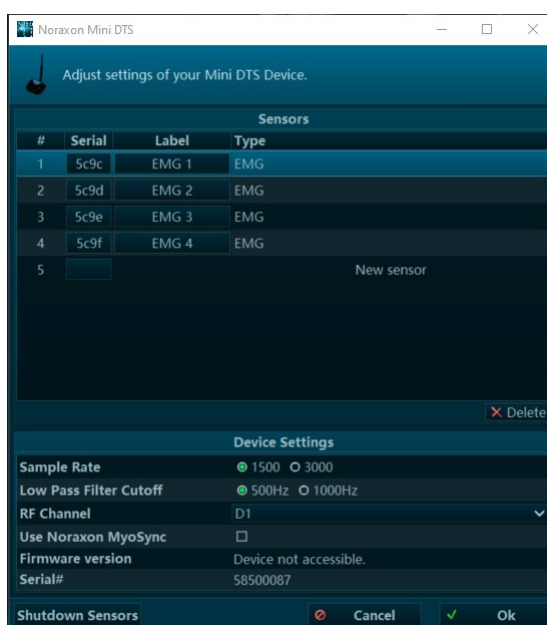


**Figura 4.7:** Configuración músculos en Noraxon MR3

Con esto, se habrían configurado tanto el equipo como los músculos esqueléticos que se van a utilizar durante el estudio. Aún así, aún hay que configurar otros parámetros para conseguir la comunicación con Matlab y para ajustar cada uno de los electrodos físicos con sus correspondientes en el programa de Noraxon, por ello pinchamos en el menú “*Home*”, que se encuentra en la parte superior izquierda (Fig. 4.7), para volver al menú principal (Fig. 4.4).

A continuación, hay que configurar el hardware del equipo Mini DTS desde el software de Noraxon MR3, para ello se selecciona la opción “*Hardware Setup*” que se encuentra en la parte superior derecha, dentro del apartado “*Actions*” (Fig. 4.4).

Se abre una nueva pestaña, en la que habrá que seleccionar en la parte derecha, nombrada como “*New devices (detecting)*”, el equipo Noraxon Mini DTS y arrastrarlo hacia la parte izquierda denominada “*Selected devices*”. Una vez hecho esto, es necesario hacer doble click sobre el equipo Mini DTS para que se abra un nuevo menú (Fig. 4.8).



**Figura 4.8:** Configuración equipo Mini DTS

En esta nueva ventana (Fig. 4.8), en el apartado “*Sensors*”, se introducen los números serie de los electrodos físicos y su etiqueta en el programa de Noraxon MR3. Seguidamente, en el apartado “*Device Settings*”, hay que seleccionar la frecuencia de muestreo, “*Sample Rate*”, de 1500 y el filtro de corte de paso bajo, “*Low Pass Filter Cutoff*”, de 500 Hz. Cuando ya se han realizado los pasos anteriores, hay que pulsar el botón “*Ok*” que se encuentra en la esquina inferior derecha. Volvemos a la ventana anterior, “*Hardware Setup*”, y seleccionamos el mismo botón que antes. Con esto, volvemos a la pantalla principal (Fig. 4.4).

Para finalizar, hay que configurar los parámetros necesarios para realizar la conexión con Matlab, por lo que hay que seleccionar la opción “*Software Setup*” que se encuentra en la parte superior derecha, dentro del apartado “*Actions*” (Fig. 4.4). A partir de esta acción aparece una nueva ventana dividida en dos partes, en la sección de la izquierda se selecciona la opción “*HTTP Streaming*”, consiguiendo que nos aparezcan las opciones relacionadas con la transmisión de datos en el apartado de la derecha. Se pueden visualizar dos parámetros, el primero denominado “*Enabled*” se debe seleccionar para activar la transmisión de datos, el segundo equivale al puerto por el que se realizará la conexión y habrá que escribir el número 9220 para que quede el puerto correctamente indicado.

Con esto, la configuración para la obtención de las señales EMG ya estaría acabada. Para la recolección de estas, hay que acceder al menú “*Measure*” (Fig. 4.4) para activar la medición de los electrodos.

#### 4.4. Colocación electrodos

Para obtener los datos de las señales EMG se utilizaron cuatro electrodos bipolares, uno para cada músculo. Como era necesario colocarlos correctamente se le pedía al usuario realizar los movimientos de aducción, abducción, flexión y extensión, con lo que se conseguía detectar la posición de los músculos, al permanecer en tensión, y colocando así los electrodos en la parte más rígida de estos. Antes de posicionar los electrodos se limpiaba la piel del participante con una gasa con alcohol, eliminando las impurezas, con lo que se obtenía un mejor contacto entre los electrodos y la piel.

La colocación de los preamplificadores del equipo de Noraxon requieren de una superficie neutra, ya que es el punto de referencia para la obtención de las señales bioeléctricas producidas por los músculos, para así evitar ruido o variaciones mientras se toman las medidas. Con estos requisitos, se han posicionado en las partes del brazo en las que la piel cubre el hueso, pero no intervienen músculos.

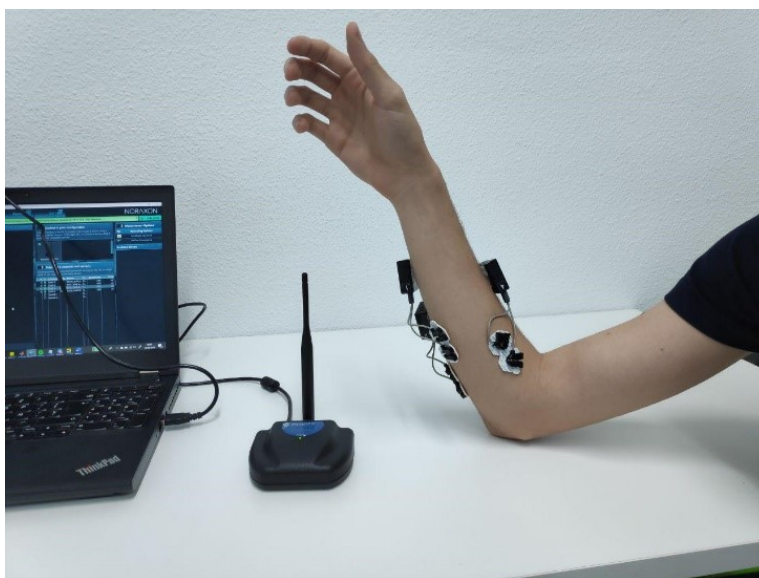
Cuando ya se habían situado tanto los electrodos como los preamplificadores (Fig. 4.9),

---

se visualizaban las señales en reposo mediante el programa Noraxon MR3 para comprobar que no hay ruido. Además, se les pedía a los usuarios que realizasen los movimientos para comprobar que los electrodos estaban correctamente posicionados.

## 4.5. Recogida de datos

Para la obtención de los datos, y antes de empezar con la prueba, se les explicó a los usuarios como iba a ser el procedimiento y se realizó un entrenamiento para que pudiesen familiarizarse con el entorno, la interfaz y los movimientos. Además, se les indicó que debían estar en una posición cómoda, sentados en una silla y con el codo apoyado sobre una superficie plana (Fig. 4.9).



**Figura 4.9:** Colocación de los electrodos y preamplificadores

Al ejecutar la prueba, los sujetos solían incurrir en ciertos errores, a pesar del entrenamiento previamente realizado, impidiendo la ejecución de la siguiente serie, por lo que se debían borrar los últimos datos obtenidos a través del botón “*Remove*” de la interfaz. Los errores más comunes que cometían durante el desarrollo del estudio eran el retraso en la realización del ejercicio, la ejecución de un movimiento erróneo o una gran relajación a la hora de realizar los movimientos.

Durante la ejecución de la prueba, se recogen las señales EMG de los participantes y se etiquetan debidamente respecto al movimiento que realizan en cada momento. Es decir, cada movimiento tiene asignado un número para así poder distinguirlo de los demás, consiguiendo de este modo que cada uno de los datos que se toman durante la realización de un movimiento estén debidamente diferenciados de los demás a partir de estas etiquetas.

## **4.6. Participantes**

Para la realización de las pruebas se consiguieron un total de 12 participantes con un perfil de personas sanas y jóvenes, ya que el rango de edades va desde los 19 hasta los 22 años, aunque la gran mayoría tenían 20 años, siendo la media de edad entre estos de 20, 25 años.

Entre los 12 participantes para el estudio se encuentran 3 mujeres y 9 varones, con una rutina física de gran variedad ya que algunos realizan ejercicios físicos diariamente, mientras otros mantienen una rutina más sedentaria.

## **4.7. Procesamiento señales electromiográficas**

Durante el desarrollo del código para el procesamiento de las señales EMG, se implementaron dos procedimientos y se realizó una comparación entre ellos. A continuación, se procede a hacer una explicación sobre ambos métodos para su entendimiento.

### **4.7.1. Primer método**

En este primer procedimiento se obtiene la señal EMG rectificada y, seguidamente, se adquiere la envolvente de esta. Para ello, se ha utilizado la función `EMGLinearEnvelope()`, implementada en la Toolbox de Matlab MOtoNMS.

El funcionamiento básico de esta función es procesar la señal EMG en crudo aplicándole primeramente un filtro de paso alto, a continuación un rectificado y, por último, se aplica un filtro de paso bajo (Mantoan y cols., 2015).

---



Código 4.1: EMGLinearEnvelope()

```

1 %Raw EMG: filter, rectify, and then filter again to obtain EMG linear envelope.
2 BPFiltEMGPointsAll = ZeroLagButtFiltfilt((1/EMGRate), [30,100], 2, 'bp', EMGDataRawZeroMean);
3 RectBPFiltEMGPointsAll = abs(BPFiltEMGPointsAll);
4 LinEnvEMGAll = ZeroLagButtFiltfilt((1/EMGRate), 6, 2, 'lp', RectBPFiltEMGPointsAll);

```

### 4.7.2. Segundo método

Para el segundo método, se aplicó un sistema de ventanas para la extracción de las características con un paso menor a la longitud de esta. Para ello, se tiene en cuenta la longitud de los datos que se han obtenido por movimiento para no mezclarlos.

Como se recaban un total de 4500 datos por movimiento, se escogió una longitud de ventana de 450, que equivale a un ratio de recogida de 0,3 segundos, con un desplazamiento de 25 datos. A partir de estos parámetros, se obtienen 163 puntos por movimiento y 8150 teniendo en cuenta los cinco movimientos que se realizaban durante cada una de las 10 repeticiones.

Las características se extraen a partir de las fórmulas vistas en el apartado 2.3.4, reescribiéndolas utilizando el lenguaje de programación de Matlab. A continuación, se puede ver la implementación de cada una de ellas:

Código 4.2: Características

```

1  %RMS --> root - mean - square (~variance)
2  features(window, idx) = sqrt((sum(currSamples.^2))/windowLength);
3
4  %MAV --> mean absolute value
5  features(window, idx) = mean(abs(currSamples));
6
7  %ENV --> envelope of signal
8  features(window, idx) = mean(filter(b,a,(abs(currSamples))))';
9
10 %logVAR --> logarithm of variance
11 logVAR= log((sum(currSamples.^2))/windowLength);
12 if logVAR ~= -Inf & logVAR ~= Inf
13     features(window, idx) = logVAR;
14 else
15     features(window, idx) = 0;

```

```

16  end
17
18  %ZC --> number of zero crossings
19  for i = 1:windowLength-1
20      if currSamples(i) * currSamples(i+1) < 0 && abs(currSamples(i) - currSamples(i+1)) > thrZC
21          ZC = ZC + 1;
22      end
23  end
24  features(window, idx) = ZC/windowLength;
25
26  %SSC --> number of Slope Sign Changes
27  for i = 2:windowLength-1
28      if (currSamples(i) - currSamples(i-1)) * (currSamples(i+1) - currSamples(i)) < 0
29          SSC = SSC + 1;
30      end
31  end
32  features(window, idx) = SSC/windowLength;
33
34  %WL --> Wave Length
35  for i = 1:windowLength-1
36      WL = WL + abs(currSamples(i) - currSamples(i+1));
37  end
38  features(window, idx) = WL/windowLength;

```

## 4.8. Clasificación señales electromiográficas

Una vez que las señales han sido debidamente procesadas, se entrenan los clasificadores para obtener unos modelos definidos que se utilizarán con una parte de los datos, los cuales no se emplearon durante el entrenamiento, para comprobar su funcionamiento y obtener así el porcentaje de acierto.

Cada uno de estos clasificadores tiene un método distinto para realizar la clasificación de los datos, por ello se explica a continuación el funcionamiento de cada uno de ellos.

### 4.8.1. LDA

La idea básica de LDA es encontrar una transformación lineal que mejor discrimine entre las clases, donde la clasificación se realiza a través de un espacio transformado basado en

algunas métricas como la distancia euclídea.

Fisher introdujo por primera vez LDA para dos clases, su idea era transformar las observaciones multivariadas  $x$  en observaciones univariadas  $y$  de tal forma que las  $y$  derivadas de las dos clases se separasen lo máximo posible. Suponiendo que tenemos un conjunto de  $m$  muestras  $p$ -dimensionales  $x_1, x_2, \dots, x_m$  que pertenecen a dos clases diferentes, denominadas  $c_1$  y  $c_2$ . Para las dos clases, las matrices de dispersión se dan como

$$S_i = \sum_{x \in c_i} (x - \bar{x}_i)(x - \bar{x}_i)' \quad (4.1)$$

donde  $\bar{x}_i = \frac{1}{m_i} \sum_{x \in c_i} x$  y  $m_i$  es el número de muestras en  $c_i$ . Por lo tanto, la matriz de dispersión total dentro de la clase viene dada por

$$\hat{\sum}_w = S_1 + S_2 = \sum_i \sum_{x \in c_i} (x - \bar{x}_i)(x - \bar{x}_i)' \quad (4.2)$$

La matriz de dispersión entre clases está dada por

$$\hat{\sum}_b = (x_1 - \bar{x}_2)(x_1 - \bar{x}_2)' \quad (4.3)$$

Fisher sugirió utilizar la transformación lineal  $\Phi$  para maximizar el coeficiente de Rayleigh. Es decir, la relación del determinante de la matriz de dispersión interclase de las muestras proyectadas con la matriz de dispersión intraclase de las estas:

$$\mathfrak{S}(\Phi) = \frac{|\Phi^T \sum_b \Phi|}{|\Phi^T \sum_w \Phi|} \quad (4.4)$$

En el caso de tener más de dos clases, existe una extensión de la discriminación lineal de Fisher que hace uso de múltiples análisis discriminantes. La proyección va desde un espacio dimensional mayor a uno más pequeño y la transformación maximiza la relación de dispersión intraclase con la dispersión interclase. A diferencia del caso de dos clases, la maximización se debe hacer a través de clases competidoras. Suponiendo que ahora hay  $n$  clases, la matriz intraclase se calcula de una forma similar a la ecuación 4.1.

$$\hat{\Sigma}_w = S_1 + \dots + S_2 = \sum_{i=1}^n \sum_{x \in c_i} (x - \bar{x}_i)(x - \bar{x}_i)' \quad (4.5)$$

La matriz de inercia, en este caso, viene dada por

$$\hat{\Sigma}_b = \sum_{i=1}^n m_i (\bar{x}_i - \bar{x})(\bar{x}_i - \bar{x})' \quad (4.6)$$

donde  $m_i$  es el número de muestras utilizadas durante el entrenamiento para cada clase,  $\bar{x}_i$  es la media para cada clase y  $\bar{x}$  es la medida total del vector dado por  $\bar{x} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^n m_i \bar{x}_i$ . Después de obtener  $\hat{\Sigma}_b$  y  $\hat{\Sigma}_w$ , la transformación lineal  $\Phi$  que queremos debe seguir maximizando la fórmula 4.4. Se puede ver que la transformación  $\Phi$  se puede obtener resolviendo el problema generalizado de valores principales:

$$\hat{\Sigma}_b \Phi = \lambda \hat{\Sigma}_w \Phi \quad (4.7)$$

Una vez que se obtiene la transformación  $\Phi$ , la clasificación se realiza en el espacio transformado basado en métricas de distancias, como la distancia Euclídea  $d(x, y) = \sqrt{\sum_i (x_i - y_i)^2}$  y la media del coseno  $d(x, y) = 1 - \frac{\sum_i x_i y_i}{\sqrt{\sum_i x_i^2} \sqrt{\sum_i y_i^2}}$  (Li y cols., 2006).

#### 4.8.2. LDA Cuadrático

Este clasificador cuadrático, hace uso de una superficie de decisión cuadrática para separar las muestras de dos o más clases. Además, es una versión más generalizada del clasificador LDA al usar este tipo de separación.

Se asume que las medidas de cada clase están normalmente distribuidas. En diferencia con LDA, en LDA Cuadrático no existe la suposición de que la covarianza de cada clase sea idéntica. Para conocer que un dato es de una clase determinada se hace uso de la prueba de proporción probabilística.

Si se supone que solo existen dos clases, por lo que  $y \in 0, 1$ , y que la media de cada clase están definidas como  $\mu_{y=0}, \mu_{y=1}$ , y que la covarianza se especifica como  $\Sigma_{y=0}, \Sigma_{y=1}$ ,

podemos obtener la proporción probabilística de la siguiente forma, haciendo uso de un umbral  $t$  (Tharwat, 2016).

$$\frac{\sqrt{|2\pi \sum_{y=1}|}^{-1} \exp(-\frac{1}{2}(x - \mu_{y=1})^T \sum_{y=1}^{-1}(x - \mu_{y=1}))}{\sqrt{|2\pi \sum_{y=0}|}^{-1} \exp(-\frac{1}{2}(x - \mu_{y=0})^T \sum_{y=0}^{-1}(x - \mu_{y=0}))} < t \quad (4.8)$$

### 4.8.3. Tree Model

Este clasificador, hace uso de un árbol de decisiones como modelo de predicciones para ir desde observaciones hasta un elemento, representado en las ramas, para conseguir obtener la clase a la que corresponde, representado en las hojas (Wu y cols., 2008; Pirayonesi y El-Diraby, 2020a).

Se asume que todas las características de entradas tienen dominios discretos, y que existe un único objetivo característico denominado clasificación, donde cada elemento del dominio de clasificación es designado como clase. Un árbol de decisión o un árbol de clasificación, es un árbol en el que los nodos internos se etiquetan con una característica de entrada. Los arcos que provienen de un nodo designado con una característica de entrada están calificados con cada uno de los valores posibles de la característica objetivo o el arco conduce hasta un nodo de decisión subordinado en una característica de entrada diferente.

Cada hoja del árbol está etiquetada como una clase o distribución probabilística a través de las clases, lo que significa que el conjunto de datos ha sido clasificado por el árbol en una clase o en una distribución de probabilidad (Shalev-Shwartz y Ben-David, 2014).

Los árboles de decisión se pueden describir como la combinación de técnicas matemáticas y computacionales que ayudan en la descripción, categorización y generalización de un conjunto de datos. Estos datos vienen definidos como

$$(x, Y) = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_k, Y) \quad (4.9)$$

La variable dependiente,  $Y$ , es la variable objetivo que se está intentando clasificar, mien-

tras que el vector  $x$  está compuesto de las características  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_k$ , que son utilizadas durante la clasificación (Breiman y cols., 1984).

#### **4.8.4. KNN**

KNN es un método no paramétrico propuesto por Thomas Cover, que se utiliza tanto para clasificación como regresión. En ambos casos, la entrada consiste en los  $k$  ejemplos de entrenamiento más cercanos al espacio característico (Altman, 1992).

Dejando de lado la regresión, en la clasificación KNN, la salida es un miembro de la clase. Un dato se clasifica por un voto plural de sus vecinos, en el que se asigna a la clase común entre sus  $k$  vecinos más cercanos. En el caso de que  $k$  sea igual a 1, este dato será simplemente asignado a la clase de su vecino más cercano (Piryonesi y El-Diraby, 2020b).

---

## 5. Desarrollo

Durante la realización de este estudio, se siguieron los objetivos establecidos en el apartado 3, siendo el primero de ellos el desarrollo de una interfaz con la que poder proceder a hacer la prueba a los usuarios.

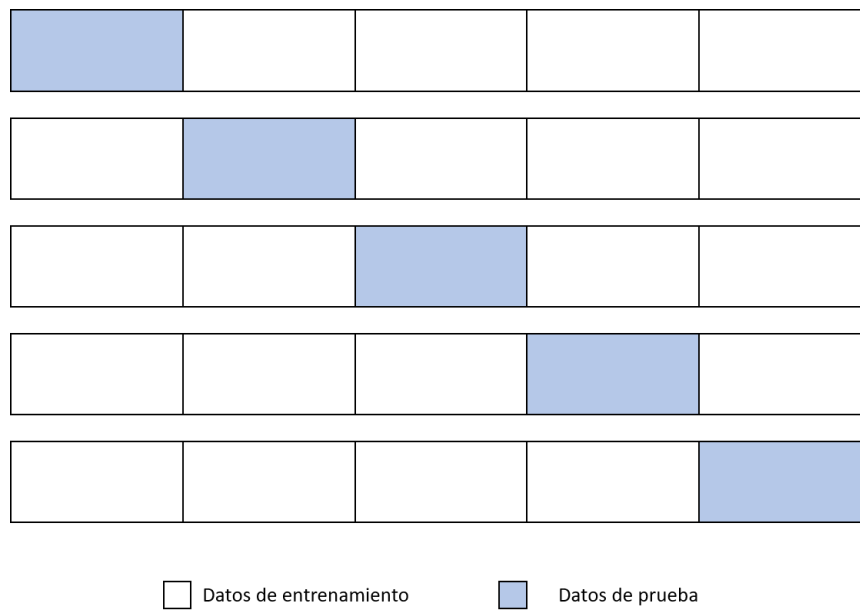
Con la aplicación operativa se hizo la prueba a 12 participantes, que realizaron los cinco movimientos que aparecían, en forma de imagen, en esta. Los movimientos se mostraban de forma aleatoria entre ellos, pero durante la transición entre uno y otro se mostraba la imagen correspondiente al estado de relax, para mantener la muñeca en su posición de relajación.

Durante la ejecución de la prueba, se procedía a hacer un descanso de 10 minutos cuando los participantes ya habían realizado cinco de las diez repeticiones, para evitar así la fatiga muscular.

Una vez realizada la prueba, se les pedía a los usuarios que respondiesen a una serie de preguntas sobre su salud y hábitos deportivos y alimenticios, para comprobar si alguno de estos factores era de relevancia para el control electromiográfico de prótesis robóticas.

A continuación, se procedió a clasificar los datos obtenidos de cada uno de los participantes, utilizando los clasificadores descritos en el apartado 4.8 y empleando el primer método para el procesamiento de las señales EMG, explicado en 4.7. Para ello, se realizó una validación cruzada (Fig. 5.1) en la que el 80% de los datos eran usados para obtener el modelo y el 20% restante eran empleados para comprobar el funcionamiento de los clasificadores. Esta validación cruzada, se realizó un total de cinco veces para evaluar los resultados finales obtenidos de una forma más rigurosa.

Los modelos se obtienen a partir de unas funciones ya implementadas en Matlab, que realizan un proceso interno para obtener la precisión, por parte del entrenamiento, haciendo uso de los mismos datos empleados para ello. Cabe destacar, que las funciones para obtener los modelos son independientes entre si, exceptuando el caso para LDA y LDA Cuadrático que hacen uso de la misma función, pero varían dos de sus parámetros.



**Figura 5.1:** Validación cruzada

Por otro lado, empleando los modelos obtenidos, se realizan unas pruebas con las que se obtienen la precisión de cada uno de ellos y los puntos que se han clasificado correctamente o no. Como se ha explicado anteriormente, a partir de la validación cruzada obtenemos cinco modelos para cada uno de los clasificadores utilizados, por ello se realiza una media de los resultados obtenidos para evaluar el funcionamiento de estos.

El siguiente paso fue desarrollar el código correspondiente a cada una de las características, expuestas en 2.3.5, para utilizar el segundo método de clasificación (ver 4.7). Sin embargo, no es una buena práctica utilizar todas estas características sin conocer como van a beneficiar al resultado final. Es por esto, por lo que se procedió a hacer un análisis de cada uno de ellos para conocer su utilidad durante la clasificación de las señales EMG.



Durante el estudio de las características se volvió a emplear la validación cruzada en los datos y, además, se probó con todos los usuarios para obtener una mejor vista del efecto de estas características.

Una vez que se obtuvieron los resultados del funcionamiento de las características, se escogieron las que obtenían un resultado mayor para elevar el porcentaje de acierto de los clasificadores.

Por último, se realizó la programación para utilizar ambos métodos en tiempo real. Para ello, se hizo uso de los modelos obtenidos anteriormente para conseguir la predicción del movimiento que realiza el usuario. En el caso del primer método, se obtenían 225 datos en tiempo real, con los que se realizaba una media para así adquirir el movimiento que se realizaba con un error más bajo. Por otro lado, en el segundo método se hace uso del sistema de ventanas, desarrollado en 4.7.2, con una longitud de 100 datos y un paso de 50 para obtener los resultados.

---



## 6. Resultados

A continuación, se establecen los resultados obtenidos al realizar la media de todos los datos recopilados de los participantes a través de cada uno de los clasificadores. Todos y cada uno de los datos obtenidos de forma individual por los participantes, se encuentran en el anexo A.

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
<b><i>LDA</i></b>	35415	9585	0.7870
<b><i>LDA Cuadrático</i></b>	36770	8229	0.8171
<b><i>Tree Model</i></b>	33275	11725	0.7394
<b>KNN</b>	33487	11513	0.7442

**Tabla 6.1:** Comparación entre clasificadores, haciendo uso del primer método, en el test

Como se puede ver en la tabla 6.1, el clasificador que obtiene los resultados más altos, y con el que se debería de realizar el control mioeléctrico de la prótesis, es el LDA Cuadrático. Este, supera el 81% de acierto a la hora de clasificar los movimientos, mientras que los otros se encuentran en torno a un 73-79%. La diferencia de este con los clasificadores Tree Model y KNN es clara, pero es mínima en comparación con LDA, ya que la diferencia está en torno a un 2%, por lo que hay que visualizar ambos clasificadores como válidos a la hora de trabajar con señales electromiográficas. Estos resultados han sido publicados en las XL Jornadas de Automática, celebradas en Ferrol durante septiembre de 2019 (Sánchez y cols., 2019).

Con la intención de mejorar los resultados obtenidos en la tabla 6.1, se realizó el estudio de las características que se pueden extraer de las señales EMG, para así utilizar las que mejor resultado obtuviesen con los controladores de forma combinada.

	<i>LDA</i>	<i>LDA Cuadrático</i>	<i>Tree Model</i>	<i>KNN</i>
<b><i>RMS</i></b>	0.8802	0.8872	0.8105	0.8322
<b><i>MAV</i></b>	0.8698	0.8837	0.8070	0.8299
<b><i>ENV</i></b>	0.8696	0.8836	0.8095	0.8300
<b><i>logVAR</i></b>	0.9004	0.8848	0.8108	0.8289
<b><i>ZC</i></b>	0.6764	0.6850	0.6162	0.6150
<b><i>SSC</i></b>	0.6271	0.6370	0.5454	0.5391
<b><i>WL</i></b>	0.8721	0.8958	0.8210	0.8301

**Tabla 6.2:** Comparación de características

En la tabla 6.2 se pueden observar los resultados adquiridos por los cuatro clasificadores al hacer uso de las características, de forma individual; los resultados obtenidos por cada participante se encuentran en el anexo B. Podemos sacar los siguientes datos de cada clasificador visualizando los resultados:

- En el caso de LDA el mejor resultado se obtiene con logVAR, con una diferencia del 2% respecto a RMS, que consigue el segundo mejor resultado.
- Para el caso de LDA Cuadrático, la característica que adquiere el resultado más alto es WL, aunque la diferencia es solo de un 1% respecto a RMS.
- Respecto al clasificador Tree Model, nos encontramos que WL también obtiene el mejor resultado con una diferencia alrededor de un 1% respecto a RMS, MAV, ENV y logVAR.
- Si se visualizan los resultado de KNN, se puede observar que RMS, MAV, ENV, logVAR y WL adquieren valores muy parecidos entre sí.

	<b><i>RMS</i></b>	<b><i>MAV</i></b>	<b><i>ENV</i></b>	<b><i>logVAR</i></b>	<b><i>ZC</i></b>	<b><i>SSC</i></b>	<b><i>WL</i></b>
<b><i>Total</i></b>	0.8525	0.8476	0.8482	0.8562	0.6482	0.5872	0.8548

**Tabla 6.3:** Media resultados características

Para conseguir tener una vista más global respecto al funcionamiento de las características, se ha realizado una media de los resultados obtenidos en cada uno de los clasificadores que

se puede ver en la tabla 6.3. En esta, se puede contemplar de una forma más sencilla que las características ZC y SSC no obtienen unos resultados deseados y, por tanto, no se puede hacer uso de ellas para la clasificación de las señales EMG. Por otro lado, los resultados para RMS, MAV, ENV, logVAR y WL son bastante parecidos, por lo que se pueden utilizar estas cinco características durante la clasificación, y así conseguir que el acierto aumente.

Por último, se pueden ver los nuevos resultados, que se han obtenido haciendo uso de las características, en la tabla 6.4. Si se comparan con los resultados anteriores (Tab. 6.1), se puede visualizar que el aumento del acierto es considerable en todos los clasificadores, pero para este caso el que mejor resultados da no es LDA Cuadrático, como en el caso anterior, sino LDA, que llega a alcanzar un 92% de acierto, siendo este un resultado adecuado para hacer uso de un control mioeléctrico para una prótesis robótica.

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
<b>LDA</b>	1500	130	0.9202
<b>LDA Cuadrático</b>	1446	184	0.8873
<b>Tree Model</b>	1335	294	0.8195
<b>KNN</b>	1363	267	0.8364

**Tabla 6.4:** Comparación entre clasificadores, haciendo uso del segundo método, en el test

De estos datos, es interesante conocer las matrices de confusión para poder observar los movimientos que tienen más error en cada uno de los clasificadores, y así conocer las mejoras que podrían realizarse.

Los resultados que se van a mostrar han sido obtenidos a partir de la media entre las matrices de confusión de los 12 participantes, que se encuentran de forma individual en el anexo D. En este, también se encuentra una breve descripción del funcionamiento de estas matrices.

A continuación, se pueden ver los resultados obtenidos, de estas matrices de confusión, para cada uno de los clasificadores:

- **LDA:**

$$\begin{bmatrix} 292.43 & 0.18 & 0.05 & 4.72 & 0.23 \\ 0.18 & 294.63 & 2.92 & 1.28 & 0 \\ 1.55 & 4.07 & 292.47 & 0.42 & 0.93 \\ 6.35 & 3.37 & 1.02 & 295.63 & 0.02 \\ 40.18 & 23.75 & 29.55 & 23.95 & 324.82 \end{bmatrix}$$

- LDA Cuadrático

$$\begin{bmatrix} 300.25 & 0.55 & 2.28 & 9.25 & 13.27 \\ 0.78 & 294.62 & 4.65 & 1.65 & 15.25 \\ 2.53 & 7.67 & 294.82 & 2.72 & 25.03 \\ 5.05 & 5.80 & 2.60 & 294.98 & 10.82 \\ 17.38 & 17.37 & 21.65 & 17.40 & 261.63 \end{bmatrix}$$

- Tree Model

$$\begin{bmatrix} 292.42 & 3.85 & 6.88 & 9.47 & 30.72 \\ 2.63 & 297.10 & 11.47 & 6.03 & 32.03 \\ 8.92 & 9.10 & 288.33 & 6.40 & 49.12 \\ 10.80 & 5.57 & 6.28 & 294.20 & 51.12 \\ 11.23 & 9.63 & 13.03 & 9.90 & 163.01 \end{bmatrix}$$

- KNN

$$\begin{bmatrix} 297.98 & 3.22 & 3.87 & 8.98 & 36.08 \\ 3.47 & 302.08 & 11.28 & 4.45 & 39.85 \\ 4.52 & 6.85 & 292.25 & 3.47 & 38.67 \\ 9.85 & 3.28 & 4.50 & 298.77 & 39.17 \\ 10.15 & 10.57 & 14.10 & 10.33 & 172.23 \end{bmatrix}$$

En el caso del clasificador LDA, los valores más altos de confusión de los cuatro movimientos se encuentran en la última fila. Es decir, el clasificador confunde una parte de estos cuatro movimientos con la posición de relax. Esto es debido a que no se ha eliminado el tiempo de reacción de estos movimientos, por lo que durante este tiempo en el que los valores de los datos tendrían que equivaler a la posición de relax, se etiquetan como el movimiento que tiene que realizar el usuario y, como se puede observar en las otras matrices, este error es común en los otros tres clasificadores.

Si comparamos los resultados de LDA y LDA Cuadrático, podemos ver que la diferencia se encuentra en la forma que separan los datos, ya que LDA consigue diferenciar correctamente el movimiento de relax, como se puede ver en la columna 5 de la matriz de confusión, mientras que LDA Cuadrático hace una mejor diferencia de los movimientos haciendo así que el error en el estado de relax sea mayor. En el caso de que se eliminasen estos datos que no están debidamente clasificados, seguramente LDA Cuadrático y LDA obtendrían valores de acierto muy similares.

Tanto en Tree Model como en KNN, la información que podemos sacar al ver estas matrices es que la confusión entre movimientos es más común que en LDA y LDA Cuadrático, aunque el más afectado es el movimiento de relax por lo que se ha explicado anteriormente.

---





## 7. Conclusiones

A través de los cuatro movimientos realizados por la muñeca, más la posición de relax, se ha estudiado el clasificador que mejor resultados podía aportar para la clasificación de estos y su posterior uso en prótesis robóticas de dos grados de libertad.

Cuando la señal solo es tratada con rectificación y obtención de su envolvente, que es realizado normalmente, el clasificador que mejores resultados obtiene es LDA Cuadrático, que consigue alcanzar más de un 80% de acierto. Aunque estos datos son relativamente aceptables, pueden ser mejorados a través de la obtención de características de este tipo de señales.

Para conocer el funcionamiento de las características de estas señales, se realizó un estudio comparativo y se obtuvo que los resultados más altos se obtenían con RMS, MAV, ENV logVAR y WL, que adquirieron valores de acierto entorno a un 88%.

El siguiente paso, fue utilizar las cinco características anteriores con los clasificadores. Los resultados alcanzados fueron completamente apropiados, llegando a obtener un aumento entre un 8-10% en casi todos los casos. Aunque, en el caso de LDA resultó en un aumento superior a este 10% y, consiguiendo así, que este clasificador obtenga los resultados más altos alcanzando un 92% de acierto.

### 7.1. Trabajos futuros

Teniendo en cuenta los resultados obtenidos anteriormente, se plantea conseguir una mejora en estos al eliminar el tiempo de reacción de los usuarios, ya que durante este tiempo estos datos equivalen al movimiento de relax, pero son etiquetados como el movimiento que

tiene que realizar el usuario, llevando así a confusión entre movimientos al clasificador. Aunque se han visto que los resultados son considerablemente altos, haciendo uso de aprendizaje automático, esta mejora podría acercar los resultados a un 95% o incluso a un acierto superior.

El siguiente paso, sería comprobar utilizar ciertas métricas para evaluar el funcionamiento en tiempo real y, finalmente, probar el funcionamiento en una prótesis robótica de mano.

---

## Bibliografía

- Altman, N. S. (1992). An introduction to kernel and nearest-neighbor nonparametric regression. *The American Statistician*, 46(3), 175-185.
- Alvárez, R., Santos, C., y Medina, E. (2006). Desarrollo histórico y fundamentos teóricos de la electromiografía como medio diagnóstico. *Revista Cubana de Medicina Militar*, 35(4).
- Amon, C. (2013). *Design and evaluation of an emg-based recording and detection system* (Tesis Doctoral no publicada).
- Barioul, R., Fakhfakh, S., Derbel, H., y Kanoun, O. (2019). Evaluation of emg signal time domain features for hand gesture distinction. En *16th internation multi-conference on systems, signals & devices (SSD)* (pp. 489–493). IEEE.
- Breiman, J. H., Leo adn Friedman, Olshen, R. A., y Stone, C. J. (1984). Classification and regressions trees..
- Brito, J. L., Quinde, M. X., Cusco, D., y Calle, J. I. (2013). Estudio del estado del arte de las prótesis de mano. *Ingenius*(9), 57–64.
- Dorador, J. M., Ríos, P., Flores, I., y Juárez, A. (2005). Robótica y prótesis inteligentes. *Revista Digital Universitaria*, 6(1).
- Dudley, S. (1984). Historical aspects of powered limb prostheses. *Clinical Prosthetics and Orthotics*, 9(1), 2–13.
- García, F., Villa, A., y Castaño, P. (2006). Interfaces neuronales y sistemas máquina-cerebro: fundamentos y aplicaciones. revisión. *Revista ingeniería biomédica*, 1(1), 14–22.

- Geethanjali, P. (2016). Myoelectric control of prosthetic hands: state-of-the-art review. *Medical devices*, 9, 247–255.
- Ira, S. (2011). Fisiología humana. En (cap. 12). McGraw-Hill.
- Li, T., Zhu, S., y Ogihara, M. (2006). Using discriminant analysis for multi-class classification: An experimental investigation. *Knowledge and Information Systems*, 10, 453-472.
- Loaiza, J. L., y Arzola, N. (2011). Evolución y tendencias en el desarrollo de prótesis de mano. *Dyna*, 78(169), 191–200.
- Mantoan, A., Pizzolato, C., Sartori, M., Sawacha, Z., Cobelli, C., y Reggiani, M. (2015). MOtoNMS: A MATLAB toolbox to process motion data for neuromusculoskeletal modeling and simulation. *Source Code for Biology and Medicine*, 10(12).
- Negi, S., Kumar, Y., y Mishra, V. M. (2016). Feature extraction and classification for emg signals using linear discriminant analysis. En *2nd international conference on advances in computing, communication, automation (ICACCA)* (pp. 1–6). IEEE.
- Paul, Y., Goyal, V., y Jaswal, R. A. (2017). Comparative analysis between svm & knn classifier for emg signal classification on elementary time domain features. En *4th international conference on signal processing, computing and control (ISPCC)* (pp. 169–175). IEEE.
- Piryonesi, S. M., y El-Diraby, T. (2020b). Role of data analytics in infrastructure asset management: Overcoming data size and quality problems. *Journal of Transportation Engineering*, 146(2).
- Piryonesi, S. M., y El-Diraby, T. E. (2020a). Data analytics in asset management: Cost-effective prediction of the pavement condition index. *Journal of Infrastructure Systems*, 26(1).
- Shalev-Shwartz, S., y Ben-David, S. (2014). Understanding machine learning: From theory to algorithms. Cambridge University Press.
- Sánchez, A., Torres, J. M., Jara, C. A., Pomares, J., y Úbeda, A. (2019). Evaluación de un esquema de control mioeléctrico bidimensional para prótesis robóticas. *XL Jornadas de Automática*, 107-112.
-

- 
- Tharwat, A. (2016). Linear vs. quadratic discriminant analysis classifier: a tutorial. *International Journal of Applied Pattern Recognition (IJAPR)*, 3(2), 145-180.
- Wu, X., Kumar, V., Ross Q., J., Yang, Q., y Motoda, H. (2008). Top 10 algorithms in data mining. *Knowledge and Information Systems*, 14, 1-37.
- Zuo, K. J., y Olson, J. L. (2014). The evolution of functional hand replacement: From iron prostheses to hand transplantation. *Plastic Surgery*, 22(1), 44-50.
-



## Lista de Acrónimos y Abreviaturas

<b>EMG</b>	Electromiografía.
<b>MAV</b>	Mean Absolute Value.
<b>NEMG</b>	Electromiografía intramuscular.
<b>RMS</b>	Root Mean Square.
<b>SEMG</b>	Electromiografía superficial.
<b>SSC</b>	Slope Sign change.
<b>WL</b>	Waveform Length.
<b>ZC</b>	Zero Crossing.





## A. Resultados de los clasificadores con envelope

### A.1. Introducción

Para la obtención de los siguientes resultados, se ha realizado una validación cruzada de 5 iteraciones. Además, se ha hecho uso de la característica "envolvente" para su obtención.

### A.2. Clasificadores

#### A.2.1. LDA

##### A.2.1.1. Participante 1

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
137881	42119	0.7660

Tabla A.1: Resultados entrenamiento participante 1

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
34328	10672	0.7628

Tabla A.2: Resultados test participante 1

**A.2.1.2. Participante 2**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
146290	33708	0.8127

**Tabla A.3:** Resultados entrenamiento participante 2

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
36129	8871	0.8029

**Tabla A.4:** Resultados test participante 2**A.2.1.3. Participante 3**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
147670	32327	0.8204

**Tabla A.5:** Resultados entrenamiento participante 3

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
36765	8235	0.8170

**Tabla A.6:** Resultados test participante 3**A.2.1.4. Participante 4**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
142840	37164	0.7935

**Tabla A.7:** Resultados entrenamiento participante 4

---

---

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
35423	9577	0.7872

Tabla A.8: Resultados test participante 4

**A.2.1.5. Participante 5**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
130800	49203	0.7267

Tabla A.9: Resultados entrenamiento participante 5

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
31945	13055	0.7099

Tabla A.10: Resultados test participante 5

**A.2.1.6. Participante 6**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
144370	35631	0.8020

Tabla A.11: Resultados entrenamiento participante 6

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
35470	9530	0.7882

Tabla A.12: Resultados test participante 6

---

**A.2.1.7. Participante 7**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
146670	33334	0.8148

**Tabla A.13:** Resultados entrenamiento participante 7

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
36344	8656	0.8076

**Tabla A.14:** Resultados test participante 7**A.2.1.8. Participante 8**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
134040	45960	0.7447

**Tabla A.15:** Resultados entrenamiento participante 8

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
33231	11769	0.7385

**Tabla A.16:** Resultados test participante 8**A.2.1.9. Participante 9**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
148610	31394	0.8256

**Tabla A.17:** Resultados entrenamiento participante 9

---

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
36785	8215	0.8174

**Tabla A.18:** Resultados test participante 9

#### A.2.1.10. Participante 10

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
146120	33878	0.8118

**Tabla A.19:** Resultados entrenamiento participante 10

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
36113	8887	0.8025

**Tabla A.20:** Resultados test participante 10

#### A.2.1.11. Participante 11

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
148760	31237	0.8265

**Tabla A.21:** Resultados entrenamiento participante 11

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
36984	8016	0.8219

**Tabla A.22:** Resultados test participante 11

**A.2.1.12. Participante 12**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
143970	36030	0.7998

**Tabla A.23:** Resultados entrenamiento participante 12

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
35461	9539	0.7880

**Tabla A.24:** Resultados test participante 12**A.2.2. LDA Cuadrático****A.2.2.1. Participante 1**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
140400	39600	0.7800

**Tabla A.25:** Resultados entrenamiento participante 1

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
34745	10255	0.7721

**Tabla A.26:** Resultados test participante 1**A.2.2.2. Participante 2**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
155290	24710	0.8627

**Tabla A.27:** Resultados entrenamiento participante 2

---

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
38382	6618	0.8529

Tabla A.28: Resultados test participante 2

**A.2.2.3. Participante 3**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
156757	23243	0.8709

Tabla A.29: Resultados entrenamiento participante 3

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
39113	5887	0.8692

Tabla A.30: Resultados test participante 3

**A.2.2.4. Participante 4**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
147157	32843	0.8175

Tabla A.31: Resultados entrenamiento participante 4

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
36084	8916	0.8019

Tabla A.32: Resultados test participante 4

**A.2.2.5. Participante 5**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
147403	32597	0.8189

**Tabla A.33:** Resultados entrenamiento participante 5

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
36046	8954	0.8010

**Tabla A.34:** Resultados test participante 5**A.2.2.6. Participante 6**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
154447	25563	0.8580

**Tabla A.35:** Resultados entrenamiento participante 6

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
38089	6911	0.8464

**Tabla A.36:** Resultados test participante 6**A.2.2.7. Participante 7**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
153878	26122	0.8549

**Tabla A.37:** Resultados entrenamiento participante 7

---



<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
37957	7043	0.8435

Tabla A.38: Resultados test participante 7

**A.2.2.8. Participante 8**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
136760	43240	0.7598

Tabla A.39: Resultados entrenamiento participante 8

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
33406	11594	0.7424

Tabla A.40: Resultados test participante 8

**A.2.2.9. Participante 9**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
152793	27207	0.8489

Tabla A.41: Resultados entrenamiento participante 9

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
37522	7478	0.8338

Tabla A.42: Resultados test participante 9

**A.2.2.10. Participante 10**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
150006	30004	0.8333

**Tabla A.43:** Resultados entrenamiento participante 10

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
36960	8040	0.8213

**Tabla A.44:** Resultados test participante 10**A.2.2.11. Participante 11**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
155440	24556	0.8636

**Tabla A.45:** Resultados entrenamiento participante 11

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
38093	6907	0.8465

**Tabla A.46:** Resultados test participante 11**A.2.2.12. Participante 12**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
147690	32307	0.8205

**Tabla A.47:** Resultados entrenamiento participante 12

---

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
34848	10152	0.7744

Tabla A.48: Resultados test participante 12

### A.2.3. Tree Model

#### A.2.3.1. Participante 1

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
178081	1919	0.9893

Tabla A.49: Resultados entrenamiento participante 1

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
30502	14498	0.6778

Tabla A.50: Resultados test participante 1

#### A.2.3.2. Participante 2

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
178632	1368	0.9924

Tabla A.51: Resultados entrenamiento participante 2

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
35133	9867	0.7807

Tabla A.52: Resultados test participante 2

**A.2.3.3. Participante 3**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
178573	1427	0.9921

**Tabla A.53:** Resultados entrenamiento participante 3

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
35444	9556	0.7876

**Tabla A.54:** Resultados test participante 3**A.2.3.4. Participante 4**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
178422	1578	0.9912

**Tabla A.55:** Resultados entrenamiento participante 4

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
32941	12059	0.7320

**Tabla A.56:** Resultados test participante 4**A.2.3.5. Participante 5**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
178970	1030	0.9943

**Tabla A.57:** Resultados entrenamiento participante 5

---

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
31537	13463	0.7008

Tabla A.58: Resultados test participante 5

**A.2.3.6. Participante 6**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
178428	1582	0.9912

Tabla A.59: Resultados entrenamiento participante 6

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
34192	10808	0.7598

Tabla A.60: Resultados test participante 6

**A.2.3.7. Participante 7**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
178763	1237	0.9931

Tabla A.61: Resultados entrenamiento participante 7

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
34939	10061	0.7764

Tabla A.62: Resultados test participante 7

**A.2.3.8. Participante 8**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
177412	2588	0.9856

**Tabla A.63:** Resultados entrenamiento participante 8

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
30565	14435	0.6792

**Tabla A.64:** Resultados test participante 8**A.2.3.9. Participante 9**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
178726	1284	0.9929

**Tabla A.65:** Resultados entrenamiento participante 9

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
33962	11038	0.7547

**Tabla A.66:** Resultados test participante 9**A.2.3.10. Participante 10**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
178919	1091	0.9939

**Tabla A.67:** Resultados entrenamiento participante 10

---

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
32571	12429	0.7238

**Tabla A.68:** Resultados test participante 10

#### A.2.3.11. Participante 11

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
178450	1550	0.9914

**Tabla A.69:** Resultados entrenamiento participante 11

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
35042	9958	0.7787

**Tabla A.70:** Resultados test participante 11

#### A.2.3.12. Participante 12

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
178850	1152	0.9936

**Tabla A.71:** Resultados entrenamiento participante 12

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
32467	12533	0.7215

**Tabla A.72:** Resultados test participante 12

**A.2.4. KNN****A.2.4.1. Participante 1**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
180000	0	1

**Tabla A.73:** Resultados entrenamiento participante 1

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
30082	14918	0.6685

**Tabla A.74:** Resultados test participante 1**A.2.4.2. Participante 2**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
180000	0	1

**Tabla A.75:** Resultados entrenamiento participante 2

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
35051	9949	0.7789

**Tabla A.76:** Resultados test participante 2**A.2.4.3. Participante 3**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
180000	0	1

**Tabla A.77:** Resultados entrenamiento participante 3

---



<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
36072	8928	0.8016

Tabla A.78: Resultados test participante 3

**A.2.4.4. Participante 4**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
180000	0	1

Tabla A.79: Resultados entrenamiento participante 4

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
33541	11459	0.7453

Tabla A.80: Resultados test participante 4

**A.2.4.5. Participante 5**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
180000	0	1

Tabla A.81: Resultados entrenamiento participante 5

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
32256	12744	0.7168

Tabla A.82: Resultados test participante 5

**A.2.4.6. Participante 6**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
180000	0	1

**Tabla A.83:** Resultados entrenamiento participante 6

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
34085	10915	0.7575

**Tabla A.84:** Resultados test participante 6**A.2.4.7. Participante 7**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
180000	0	1

**Tabla A.85:** Resultados entrenamiento participante 7

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
35156	9844	0.7812

**Tabla A.86:** Resultados test participante 7**A.2.4.8. Participante 8**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
180000	0	1

**Tabla A.87:** Resultados entrenamiento participante 8

---

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
30669	14331	0.6815

**Tabla A.88:** Resultados test participante 8

#### A.2.4.9. Participante 9

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
180000	0	1

**Tabla A.89:** Resultados entrenamiento participante 9

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
34590	10410	0.7687

**Tabla A.90:** Resultados test participante 9

#### A.2.4.10. Participante 10

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
180000	0	1

**Tabla A.91:** Resultados entrenamiento participante 10

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
32723	12277	0.7272

**Tabla A.92:** Resultados test participante 10

**A.2.4.11. Participante 11**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
180000	0	1

**Tabla A.93:** Resultados entrenamiento participante 11

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
35008	9992	0.7780

**Tabla A.94:** Resultados test participante 11**A.2.4.12. Participante 12**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
180000	0	1

**Tabla A.95:** Resultados entrenamiento participante 12

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
32615	12385	0.7248

**Tabla A.96:** Resultados test participante 12**A.3. Comparación entre clasificadores**

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
<i>LDA</i>	143168	36832	0.7954
<i>LDA Cuadrático</i>	149835	30166	0.8324
<i>Tree Model</i>	178518	1484	0.9918
<b>KNN</b>	180000	0	1

**Tabla A.97:** Comparación entre clasificadores para el entrenamiento

---

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
<b><i>LDA</i></b>	35415	9585	0.7870
<b><i>LDA Cuadrático</i></b>	36770	8229	0.8171
<b><i>Tree Model</i></b>	33275	11725	0.7394
<b>KNN</b>	33487	11513	0.7442

**Tabla A.98:** Comparación entre clasificadores para el test



## B. Resultados características individuales

### B.1. Introducción

Para la obtención de los siguientes resultados se ha hecho uso de cada uno de los clasificadores de forma individual con las características establecidas para su estudio. Además, se ha realizado una validación cruzada de 5 iteraciones.

### B.2. LDA

#### B.2.1. RMS

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	5709	811	0.8756
Participante 2	5802	718	0.8899
Participante 3	5963	557	0.9146
Participante 4	5642	878	0.8653
Participante 5	5347	1173	0.8200
Participante 6	5767	753	0.8845
Participante 7	5812	708	0.8914
Participante 8	5790	730	0.8881
Participante 9	5944	576	0.9117
Participante 10	5944	576	0.9117
Participante 11	5856	664	0.8981
Participante 12	6037	483	0.9259

**Tabla B.1:** Resultados entrenamiento de LDA con RMS

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	1427	203	0.8756
Participante 2	1429	201	0.8766
Participante 3	1486	144	0.9115
Participante 4	1411	219	0.8654
Participante 5	1296	334	0.7951
Participante 6	1413	217	0.8666
Participante 7	1423	207	0.8733
Participante 8	1437	193	0.8818
Participante 9	1471	159	0.9022
Participante 10	1471	159	0.9022
Participante 11	1452	178	0.8906
Participante 12	1501	483	0.9209

**Tabla B.2:** Resultados test de LDA con RMS

### B.2.2. MAV

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	5633	887	0.8640
Participante 2	5769	751	0.8849
Participante 3	5889	631	0.9033
Participante 4	5591	929	0.8575
Participante 5	5264	1256	0.8073
Participante 6	5609	911	0.8603
Participante 7	5768	752	0.8846
Participante 8	5792	728	0.8883
Participante 9	5885	635	0.9025
Participante 10	5803	717	0.8901
Participante 11	5819	701	0.8925



---

Participante 12	6003	517	0.9208
-----------------	------	-----	--------

**Tabla B.3:** Resultados entrenamiento de LDA con MAV

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	1406	224	0.8625
Participante 2	1413	217	0.8671
Participante 3	1465	165	0.8989
Participante 4	1395	235	0.8558
Participante 5	1271	359	0.7798
Participante 6	1359	271	0.8339
Participante 7	1428	202	0.8760
Participante 8	1439	191	0.8828
Participante 9	1455	175	0.8924
Participante 10	1439	191	0.8829
Participante 11	1444	186	0.8861
Participante 12	1498	132	0.9190

**Tabla B.4:** Resultados test de LDA con MAV**B.2.3. ENV**

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	5633	887	0.8639
Participante 2	5770	750	0.8849
Participante 3	5889	631	0.9032
Participante 4	5590	930	0.8574
Participante 5	5264	1256	0.8074
Participante 6	5609	911	0.8602
Participante 7	5767	753	0.8845
Participante 8	5790	730	0.8880

---

Participante 9	5884	636	0.9024
Participante 10	5803	717	0.8901
Participante 11	5818	702	0.8924
Participante 12	6002	518	0.9206

**Tabla B.5:** Resultados entrenamiento de LDA con ENV

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	1405	225	0.8621
Participante 2	1414	216	0.8676
Participante 3	1465	165	0.8988
Participante 4	1394	236	0.8555
Participante 5	1270	360	0.7793
Participante 6	1359	271	0.8336
Participante 7	1428	202	0.8761
Participante 8	1438	192	0.8823
Participante 9	1454	176	0.8923
Participante 10	1439	191	0.8829
Participante 11	1442	186	0.8860
Participante 12	1498	132	0.9191

**Tabla B.6:** Resultados test de LDA con ENV**B.2.4. logVAR**

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	5677	843	0.8708
Participante 2	6132	388	0.9405
Participante 3	6168	352	0.9461
Participante 4	5677	843	0.8706
Participante 5	5875	645	0.9011

Participante 6	6049	471	0.9278
Participante 7	6075	445	0.9317
Participante 8	6050	470	0.9279
Participante 9	6029	491	0.9247
Participante 10	5880	640	0.9019
Participante 11	6107	413	0.9367
Participante 12	5777	743	0.8861

**Tabla B.7:** Resultados entrenamiento de LDA con logVAR

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	1411	219	0.8659
Participante 2	1530	100	0.9384
Participante 3	1541	89	0.9453
Participante 4	1355	275	0.8314
Participante 5	1452	178	0.8909
Participante 6	1500	130	0.9201
Participante 7	1509	121	0.9258
Participante 8	1499	131	0.9199
Participante 9	1499	131	0.9196
Participante 10	1440	190	0.8832
Participante 11	1517	113	0.9309
Participante 12	1358	272	0.8333

**Tabla B.8:** Resultados test de LDA con logVAR**B.2.5. ZC**

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	4039	2481	0.6195
Participante 2	4567	1953	0.7005

Participante 3	4862	1685	0.7457
Participante 4	4571	1949	0.7010
Participante 5	4656	1864	0.7141
Participante 6	4536	1984	0.6957
Participante 7	4203	2317	0.6447
Participante 8	4536	1984	0.6957
Participante 9	4497	2023	0.6897
Participante 10	4677	1843	0.7173
Participante 11	4709	1811	0.7223
Participante 12	5450	1070	0.8359

**Tabla B.9:** Resultados entrenamiento de LDA con ZC

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	951	679	0.5836
Participante 2	1104	526	0.6775
Participante 3	1192	438	0.7313
Participante 4	1108	522	0.6799
Participante 5	1076	554	0.6600
Participante 6	1080	550	0.6627
Participante 7	928	702	0.5691
Participante 8	1113	517	0.6826
Participante 9	1070	560	0.6562
Participante 10	1149	481	0.7052
Participante 11	1141	489	0.6999
Participante 12	1319	311	0.8090

**Tabla B.10:** Resultados test de LDA con ZC

## B.2.6. SSC

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	3903	2617	0.5986
Participante 2	4659	1861	0.7145
Participante 3	4616	1904	0.708
Participante 4	4490	2030	0.6886
Participante 5	4673	1847	0.7167
Participante 6	3671	2849	0.5630
Participante 7	3774	2746	0.5788
Participante 8	3753	2767	0.5756
Participante 9	4241	2279	0.6505
Participante 10	3997	2523	0.6130
Participante 11	4454	2066	0.6832
Participante 12	5242	1278	0.8040

**Tabla B.11:** Resultados entrenamiento de LDA con SSC

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	956	674	0.5866
Participante 2	1130	500	0.6934
Participante 3	1130	500	0.6933
Participante 4	1089	541	0.6681
Participante 5	1081	549	0.6629
Participante 6	814	816	0.4996
Participante 7	857	773	0.5259
Participante 8	900	730	0.5519
Participante 9	1010	620	0.6195
Participante 10	930	700	0.5703
Participante 11	1088	542	0.6674
Participante 12	1281	349	0.7860

**Tabla B.12:** Resultados test de LDA con SSC

**B.2.7. WL**

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	5539	981	0.8495
Participante 2	5785	735	0.8872
Participante 3	5855	665	0.8979
Participante 4	5523	997	0.8471
Participante 5	5519	1001	0.8464
Participante 6	5521	999	0.8467
Participante 7	5695	528	0.8734
Participante 8	5931	589	0.9097
Participante 9	5885	665	0.8981
Participante 10	5757	763	0.8829
Participante 11	5782	738	0.8868
Participante 12	5975	545	0.9163

**Tabla B.13:** Resultados entrenamiento de LDA con WL

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	1384	246	0.8490
Participante 2	1430	200	0.8774
Participante 3	1457	173	0.8939
Participante 4	1378	252	0.8453
Participante 5	1375	255	0.8437
Participante 6	1348	282	0.8269
Participante 7	1408	222	0.8639
Participante 8	1474	156	0.9045
Participante 9	1445	185	0.8864
Participante 10	1429	201	0.8767
Participante 11	1436	194	0.8809
Participante 12	1494	136	0.9166

---

**Tabla B.14:** Resultados test de LDA con WL

## B.3. LDA Cuadrático

### B.3.1. RMS

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	5789	739	0.8879
Participante 2	6123	397	0.9391
Participante 3	6160	360	0.9448
Participante 4	5790	730	0.8880
Participante 5	5981	539	0.9173
Participante 6	6108	412	0.9367
Participante 7	6078	442	0.9322
Participante 8	6074	446	0.9317
Participante 9	6046	474	0.9273
Participante 10	5985	535	0.9180
Participante 11	6101	419	0.9358
Participante 12	6171	349	0.9465

**Tabla B.15:** Resultados entrenamiento de LDA Cuadrático con RMS

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	1368	262	0.8393
Participante 2	1471	159	0.9027
Participante 3	1515	115	0.9293
Participante 4	1372	258	0.8420
Participante 5	1430	200	0.8772
Participante 6	1469	161	0.9015
Participante 7	1468	162	0.9006

---

Participante 8	1458	172	0.8942
Participante 9	1445	185	0.8866
Participante 10	1465	165	0.8988
Participante 11	1476	154	0.9054
Participante 12	1417	213	0.8696

**Tabla B.16:** Resultados test de LDA Cuadrático con RMS

### B.3.2. MAV

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	5759	761	0.8833
Participante 2	6115	405	0.9379
Participante 3	6129	391	0.9400
Participante 4	5774	746	0.8856
Participante 5	5935	585	0.9102
Participante 6	6104	416	0.9363
Participante 7	6071	449	0.9312
Participante 8	6095	425	0.9348
Participante 9	6028	492	0.9245
Participante 10	5945	575	0.9117
Participante 11	6094	426	0.9346
Participante 12	6143	377	0.9421

**Tabla B.17:** Resultados entrenamiento de LDA Cuadrático con MAV

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	1359	271	0.8337
Participante 2	1464	166	0.8983
Participante 3	1505	125	0.9233
Participante 4	1366	264	0.8378



Participante 5	1402	228	0.8601
Participante 6	1565	165	0.8989
Participante 7	1464	166	0.8983
Participante 8	1472	158	0.9029
Participante 9	1440	190	0.8833
Participante 10	1448	182	0.8882
Participante 11	1478	152	0.9065
Participante 12	1423	207	0.8730

**Tabla B.18:** Resultados test de LDA Cuadrático con MAV

### B.3.3. ENV

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	5758	762	0.8832
Participante 2	6115	405	0.9379
Participante 3	6128	392	0.9398
Participante 4	5772	748	0.8853
Participante 5	5933	587	0.9099
Participante 6	6104	416	0.9361
Participante 7	6071	449	0.9311
Participante 8	6094	426	0.9346
Participante 9	6027	493	0.9244
Participante 10	5944	576	0.9116
Participante 11	6094	426	0.9346
Participante 12	6142	378	0.9421

**Tabla B.19:** Resultados entrenamiento de LDA Cuadrático con ENV

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	1358	272	0.8334

Participante 2	1464	166	0.8982
Participante 3	1505	125	0.9233
Participante 4	1365	265	0.8377
Participante 5	1402	228	0.8599
Participante 6	1465	165	0.8989
Participante 7	1464	166	0.8979
Participante 8	1471	159	0.9026
Participante 9	1440	190	0.8832
Participante 10	1448	182	0.8883
Participante 11	1477	153	0.9064
Participante 12	1423	378	0.8733

**Tabla B.20:** Resultados test de LDA Cuadrático con ENV

### B.3.4. logVAR

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	5650	870	0.8665
Participante 2	6102	418	0.9359
Participante 3	6164	356	0.9454
Participante 4	5688	832	0.8724
Participante 5	5986	534	0.9181
Participante 6	6117	403	0.9382
Participante 7	6103	417	0.9360
Participante 8	6020	500	0.9233
Participante 9	6058	462	0.9291
Participante 10	6006	514	0.9211
Participante 11	6131	389	0.9403
Participante 12	6048	472	0.9276

**Tabla B.21:** Resultados entrenamiento de LDA Cuadrático con logVAR

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	1395	235	0.8561
Participante 2	1456	174	0.8933
Participante 3	1519	111	0.9320
Participante 4	1334	296	0.8185
Participante 5	1342	196	0.8799
Participante 6	1479	151	0.9074
Participante 7	1506	124	0.9237
Participante 8	1451	179	0.8904
Participante 9	1474	156	0.9044
Participante 10	1443	187	0.8854
Participante 11	1482	148	0.9094
Participante 12	1332	298	0.8174

**Tabla B.22:** Resultados test de LDA Cuadrático con logVAR

### B.3.5. ZC

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	4245	2275	0.6510
Participante 2	4772	1748	0.7320
Participante 3	4976	1544	0.7632
Participante 4	4824	1696	0.7399
Participante 5	4903	1617	0.7519
Participante 6	4596	1924	0.7048
Participante 7	4657	1863	0.7142
Participante 8	4640	1880	0.7117
Participante 9	4646	1874	0.7126
Participante 10	4883	1637	0.7490
Participante 11	4839	1681	0.7422

Participante 12	5568	952	0.8540
-----------------	------	-----	--------

**Tabla B.23:** Resultados entrenamiento de LDA Cuadrático con ZC

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	970	660	0.5951
Participante 2	1137	493	0.6973
Participante 3	1201	429	0.7371
Participante 4	1149	481	0.7049
Participante 5	1109	521	0.6801
Participante 6	1029	601	0.6314
Participante 7	1010	620	0.6199
Participante 8	1116	514	0.6845
Participante 9	1098	532	0.6739
Participante 10	1128	502	0.6919
Participante 11	1133	497	0.6953
Participante 12	1318	312	0.8083

**Tabla B.24:** Resultados test de LDA Cuadrático con ZC**B.3.6. SSC**

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	4042	2478	0.6199
Participante 2	4798	1722	0.7359
Participante 3	4728	1792	0.7252
Participante 4	4615	1905	0.7078
Participante 5	4835	1685	0.7416
Participante 6	3775	2745	0.5789
Participante 7	4085	2435	0.6266
Participante 8	3891	2629	0.5968

Participante 9	4411	2109	0.6766
Participante 10	4104	2416	0.6294
Participante 11	4573	1947	0.7014
Participante 12	5332	1188	0.8179

**Tabla B.25:** Resultados entrenamiento de LDA Cuadrático con SSC

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	973	657	0.5971
Participante 2	1145	485	0.7026
Participante 3	1130	500	0.6930
Participante 4	1107	523	0.6793
Participante 5	1174	513	0.6855
Participante 6	815	815	0.4998
Participante 7	924	706	0.5670
Participante 8	901	729	0.5525
Participante 9	1031	599	0.6328
Participante 10	961	669	0.5893
Participante 11	1087	543	0.6666
Participante 12	1270	360	0.7790

**Tabla B.26:** Resultados test de LDA Cuadrático con SSC**B.3.7. WL**

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	5747	773	0.8814
Participante 2	6127	393	0.9397
Participante 3	6156	364	0.9442
Participante 4	5774	746	0.8856
Participante 5	6011	509	0.9219

Participante 6	6092	428	0.9344
Participante 7	6070	450	0.9310
Participante 8	6114	406	0.9377
Participante 9	6042	478	0.9266
Participante 10	5971	549	0.9158
Participante 11	6112	408	0.9375
Participante 12	6138	382	0.9414

**Tabla B.27:** Resultados entrenamiento de LDA Cuadrático con WL

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	1400	230	0.8514
Participante 2	1489	141	0.9133
Participante 3	1530	100	0.9384
Participante 4	1409	221	0.8645
Participante 5	1457	173	0.8941
Participante 6	1462	168	0.8972
Participante 7	1485	145	0.9108
Participante 8	1491	139	0.9147
Participante 9	1464	166	0.8979
Participante 10	1420	210	0.8714
Participante 11	1483	147	0.9101
Participante 12	1443	187	0.8853

**Tabla B.28:** Resultados test de LDA Cuadrático con WL

## B.4. Tree Model

### B.4.1. RMS

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	6425	95	0.9855
Participante 2	6449	71	0.9891
Participante 3	6444	76	0.9883
Participante 4	6424	96	0.9853
Participante 5	6449	71	0.9891
Participante 6	6425	95	0.9854
Participante 7	6463	57	0.9913
Participante 8	6427	93	0.9858
Participante 9	6446	74	0.9887
Participante 10	6461	59	0.9909
Participante 11	6417	103	0.9842
Participante 12	6460	60	0.9907

**Tabla B.29:** Resultados entrenamiento de Tree Model con RMS

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	1202	428	0.7375
Participante 2	1357	273	0.8326
Participante 3	1397	233	0.8571
Participante 4	1320	310	0.8101
Participante 5	1297	333	0.7958
Participante 6	1352	278	0.8296
Participante 7	1284	346	0.7877
Participante 8	1365	265	0.8377
Participante 9	1321	309	0.8103
Participante 10	1295	335	0.7945

Participante 11	1405	225	0.8602
Participante 12	1260	370	0.7728

**Tabla B.30:** Resultados test de Tree Model con RMS**B.4.2. MAV**

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	6420	100	0.9847
Participante 2	6444	76	0.9883
Participante 3	6424	96	0.9853
Participante 4	6406	114	0.9826
Participante 5	6446	74	0.9887
Participante 6	6418	102	0.9844
Participante 7	6460	60	0.9909
Participante 8	6418	102	0.9843
Participante 9	6436	84	0.9871
Participante 10	6454	66	0.9898
Participante 11	6426	94	0.9856
Participante 12	6460	60	0.9908

**Tabla B.31:** Resultados entrenamiento de Tree Model con MAV

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	1204	426	0.7388
Participante 2	1339	291	0.8215
Participante 3	1403	227	0.8607
Participante 4	1307	323	0.8018
Participante 5	1247	383	0.7649
Participante 6	1336	294	0.8199
Participante 7	1395	235	0.8557



Participante 8	1370	260	0.8402
Participante 9	1324	306	0.8120
Participante 10	1207	423	0.7402
Participante 11	1413	217	0.8666
Participante 12	1242	388	0.7621

**Tabla B.32:** Resultados test de Tree Model con MAV**B.4.3. ENV**

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	6421	99	0.9848
Participante 2	6440	80	0.9877
Participante 3	6425	95	0.9854
Participante 4	6403	117	0.9821
Participante 5	6448	72	0.9890
Participante 6	6424	96	0.9853
Participante 7	6459	61	0.9906
Participante 8	6408	112	0.9829
Participante 9	6443	77	0.9882
Participante 10	6450	70	0.9892
Participante 11	6418	102	0.9844
Participante 12	6457	63	0.9903

**Tabla B.33:** Resultados entrenamiento de Tree Model con ENV

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	1203	427	0.7378
Participante 2	1360	270	0.8342
Participante 3	1405	225	0.8618
Participante 4	1288	342	0.7899

Participante 5	1242	388	0.7617
Participante 6	1342	288	0.8234
Participante 7	1365	265	0.8372
Participante 8	1380	250	0.8466
Participante 9	1344	286	0.8244
Participante 10	1248	382	0.7659
Participante 11	1413	217	0.8669
Participante 12	1245	385	0.7638

**Tabla B.34:** Resultados test de Tree Model con ENV

#### B.4.4. logVAR

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	6425	95	0.9855
Participante 2	6449	71	0.9891
Participante 3	6444	76	0.9883
Participante 4	6424	96	0.9853
Participante 5	6449	71	0.9891
Participante 6	6425	95	0.9854
Participante 7	6463	57	0.9913
Participante 8	6427	93	0.9858
Participante 9	6446	74	0.9887
Participante 10	6461	59	0.9909
Participante 11	6417	103	0.9842
Participante 12	6460	60	0.9907

**Tabla B.35:** Resultados entrenamiento de Tree Model con logVAR

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	1202	428	0.7375

Participante 2	1357	273	0.8328
Participante 3	1397	233	0.8569
Participante 4	1320	310	0.8099
Participante 5	1298	332	0.7961
Participante 6	1352	278	0.8294
Participante 7	1286	344	0.7890
Participante 8	1365	265	0.8374
Participante 9	1320	310	0.8099
Participante 10	1296	334	0.7948
Participante 11	1406	224	0.8626
Participante 12	1260	370	0.7730

**Tabla B.36:** Resultados test de Tree Model con logVAR**B.4.5. ZC**

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	5956	564	0.9135
Participante 2	5896	624	0.9043
Participante 3	5947	573	0.9122
Participante 4	5957	563	0.9137
Participante 5	6004	516	0.9209
Participante 6	5876	644	0.9012
Participante 7	5978	542	0.9169
Participante 8	5732	788	0.8791
Participante 9	5824	696	0.8933
Participante 10	6110	410	0.9371
Participante 11	5945	575	0.9118
Participante 12	6222	298	0.9544

**Tabla B.37:** Resultados entrenamiento de Tree Model con ZC

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	901	729	0.5526
Participante 2	959	671	0.5885
Participante 3	1084	546	0.6648
Participante 4	1053	577	0.6460
Participante 5	958	672	0.5879
Participante 6	958	672	0.5880
Participante 7	927	703	0.5685
Participante 8	968	662	0.5941
Participante 9	937	693	0.5747
Participante 10	1052	578	0.6454
Participante 11	1019	611	0.6253
Participante 12	1237	393	0.7588

**Tabla B.38:** Resultados test de Tree Model con ZC

#### B.4.6. SSC

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	5638	882	0.8647
Participante 2	5797	723	0.8891
Participante 3	5744	776	0.8810
Participante 4	5744	776	0.8810
Participante 5	5941	579	0.9112
Participante 6	5557	963	0.8523
Participante 7	5646	874	0.8660
Participante 8	5380	1140	0.8252
Participante 9	5618	902	0.8617
Participante 10	5898	622	0.9074
Participante 11	5677	843	0.8706

---

Participante 12	6029	491	0.9246
-----------------	------	-----	--------

**Tabla B.39:** Resultados entrenamiento de Tree Model con SSC

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	822	808	0.5042
Participante 2	998	632	0.6125
Participante 3	977	653	0.5993
Participante 4	934	696	0.5731
Participante 5	931	699	0.5713
Participante 6	756	874	0.4637
Participante 7	745	885	0.4568
Participante 8	702	928	0.4306
Participante 9	832	798	0.5103
Participante 10	891	739	0.5469
Participante 11	932	698	0.5719
Participante 12	1147	483	0.7037

**Tabla B.40:** Resultados test de Tree Model con SSC**B.4.7. WL**

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	6392	128	0.9804
Participante 2	6448	72	0.9890
Participante 3	6435	85	0.9870
Participante 4	6422	98	0.9850
Participante 5	6431	89	0.9863
Participante 6	6407	113	0.9827
Participante 7	6444	76	0.9883
Participante 8	6409	111	0.9829

---

Participante 9	6443	77	0.9881
Participante 10	6447	73	0.9888
Participante 11	6402	118	0.9818
Participante 12	6443	77	0.9881

**Tabla B.41:** Resultados entrenamiento de Tree Model con WL

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	1252	378	0.7681
Participante 2	1348	282	0.8267
Participante 3	1371	259	0.8411
Participante 4	1283	347	0.7871
Participante 5	1307	323	0.8020
Participante 6	1376	254	0.8439
Participante 7	1360	270	0.8344
Participante 8	1371	259	0.8411
Participante 9	1347	283	0.8261
Participante 10	1332	298	0.8173
Participante 11	1429	201	0.8767
Participante 12	1284	346	0.7875

**Tabla B.42:** Resultados test de Tree Model con WL

## B.5. KNN

### B.5.1. RMS

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	6520	0	1
Participante 2	6520	0	1
Participante 3	6520	0	1
Participante 4	6520	0	1
Participante 5	6520	0	1
Participante 6	6520	0	1
Participante 7	6520	0	1
Participante 8	6520	0	1
Participante 9	6520	0	1
Participante 10	6520	0	1
Participante 11	6520	0	1
Participante 12	6520	0	1

**Tabla B.43:** Resultados entrenamiento de KNN con RMS

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	1233	397	0.7562
Participante 2	1376	254	0.8440
Participante 3	1452	178	0.8908
Participante 4	1342	288	0.8231
Participante 5	1330	300	0.8161
Participante 6	1402	228	0.8599
Participante 7	1373	257	0.8422
Participante 8	1406	224	0.8628
Participante 9	1330	300	0.8157
Participante 10	1265	365	0.7758

Participante 11	1431	199	0.8777
Participante 12	1339	291	0.8215

**Tabla B.44:** Resultados test de KNN con RMS**B.5.2. MAV**

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	6520	0	1
Participante 2	6520	0	1
Participante 3	6520	0	1
Participante 4	6520	0	1
Participante 5	6520	0	1
Participante 6	6520	0	1
Participante 7	6520	0	1
Participante 8	6520	0	1
Participante 9	6520	0	1
Participante 10	6520	0	1
Participante 11	6520	0	1
Participante 12	6520	0	1

**Tabla B.45:** Resultados entrenamiento de KNN con MAV

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	1259	371	0.7724
Participante 2	1374	256	0.8432
Participante 3	1445	185	0.8864
Participante 4	1337	293	0.8201
Participante 5	1299	331	0.7972
Participante 6	1371	259	0.8412
Participante 7	1361	269	0.8351



Participante 8	1412	218	0.8660
Participante 9	1351	279	0.8287
Participante 10	1274	356	0.7813
Participante 11	1422	208	0.8721
Participante 12	1329	301	0.8156

**Tabla B.46:** Resultados test de KNN con MAV

### B.5.3. ENV

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	6520	0	1
Participante 2	6520	0	1
Participante 3	6520	0	1
Participante 4	6520	0	1
Participante 5	6520	0	1
Participante 6	6520	0	1
Participante 7	6520	0	1
Participante 8	6520	0	1
Participante 9	6520	0	1
Participante 10	6520	0	1
Participante 11	6520	0	1
Participante 12	6520	0	1

**Tabla B.47:** Resultados entrenamiento de KNN con ENV

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	1260	370	0.7728
Participante 2	1377	253	0.8447
Participante 3	1444	186	0.8860
Participante 4	1337	293	0.8205

Participante 5	1299	331	0.7969
Participante 6	1372	258	0.8416
Participante 7	1359	271	0.8336
Participante 8	1410	220	0.8652
Participante 9	1355	275	0.8310
Participante 10	1273	357	0.7807
Participante 11	1422	208	0.8723
Participante 12	1327	303	0.8141

**Tabla B.48:** Resultados test de KNN con ENV

#### B.5.4. logVAR

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	6520	0	1
Participante 2	6520	0	1
Participante 3	6520	0	1
Participante 4	6520	0	1
Participante 5	6520	0	1
Participante 6	6520	0	1
Participante 7	6520	0	1
Participante 8	6520	0	1
Participante 9	6520	0	1
Participante 10	6520	0	1
Participante 11	6520	0	1
Participante 12	6520	0	1

**Tabla B.49:** Resultados entrenamiento de KNN con logVAR

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	1222	408	0.7494

Participante 2	1363	267	0.8360
Participante 3	1447	183	0.8879
Participante 4	1350	280	0.8281
Participante 5	1338	292	0.8209
Participante 6	1405	225	0.8618
Participante 7	1390	240	0.8529
Participante 8	1403	227	0.8609
Participante 9	1327	303	0.8141
Participante 10	1268	362	0.7780
Participante 11	1424	206	0.8739
Participante 12	1276	354	0.7829

**Tabla B.50:** Resultados test de KNN con logVAR**B.5.5. ZC**

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	6519	1	0.9998
Participante 2	6519	1	0.9998
Participante 3	6519	1	0.9998
Participante 4	6519	1	0.9999
Participante 5	6513	7	0.9990
Participante 6	6519	1	0.9999
Participante 7	6519	1	0.9998
Participante 8	6518	2	0.9998
Participante 9	6516	4	0.9994
Participante 10	6517	3	0.9995
Participante 11	6518	2	0.9997
Participante 12	6520	0	1

**Tabla B.51:** Resultados entrenamiento de KNN con ZC

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	879	751	0.5394
Participante 2	960	670	0.5891
Participante 3	1087	543	0.6667
Participante 4	1064	566	0.6525
Participante 5	958	672	0.5879
Participante 6	954	676	0.5854
Participante 7	935	695	0.5737
Participante 8	958	672	0.5877
Participante 9	938	692	0.5753
Participante 10	1050	580	0.6442
Participante 11	1001	629	0.6141
Participante 12	1245	385	0.7639

**Tabla B.52:** Resultados test de KNN con ZC

### B.5.6. SSC

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	6517	3	0.9996
Participante 2	6517	3	0.9996
Participante 3	6518	2	0.9997
Participante 4	6516	4	0.9994
Participante 5	6519	1	0.9998
Participante 6	6517	3	0.9996
Participante 7	6517	3	0.9995
Participante 8	6514	6	0.9990
Participante 9	6515	5	0.9992
Participante 10	6519	1	0.9999
Participante 11	6517	3	0.9996

---

Participante 12	6519	1	0.9999
-----------------	------	---	--------

**Tabla B.53:** Resultados entrenamiento de KNN con SSC

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	837	793	0.5133
Participante 2	988	642	0.6064
Participante 3	974	656	0.5977
Participante 4	925	705	0.5677
Participante 5	950	680	0.5826
Participante 6	728	902	0.4469
Participante 7	756	874	0.4640
Participante 8	696	934	0.4267
Participante 9	805	825	0.4936
Participante 10	865	765	0.5308
Participante 11	900	730	0.5520
Participante 12	1120	510	0.6871

**Tabla B.54:** Resultados test de KNN con SSC**B.5.7. WL**

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	6520	0	1
Participante 2	6520	0	1
Participante 3	6520	0	1
Participante 4	6520	0	1
Participante 5	6520	0	1
Participante 6	6520	0	1
Participante 7	6520	0	1
Participante 8	6520	0	1

---

Participante 9	6520	0	1
Participante 10	6520	0	1
Participante 11	6520	0	1
Participante 12	6520	0	1

**Tabla B.55:** Resultados entrenamiento de KNN con WL

	<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
Participante 1	1238	392	0.7595
Participante 2	1348	282	0.8269
Participante 3	1429	201	0.8769
Participante 4	1323	307	0.8114
Participante 5	1314	316	0.8064
Participante 6	1397	233	0.8573
Participante 7	1353	277	0.8302
Participante 8	1414	216	0.8676
Participante 9	1374	256	0.8429
Participante 10	1312	318	0.8048
Participante 11	1438	192	0.8822
Participante 12	1295	335	0.7946

**Tabla B.56:** Resultados test de KNN con WL

## C. Resultados de los clasificadores con características

### C.1. Introducción

Para la obtención de los siguientes resultados, se ha realizado una validación cruzada de 5 iteraciones. Además, se ha hecho uso de las características RMS, MAV, ENV, logVAR y WL.

### C.2. Clasificadores

#### C.2.1. LDA

##### C.2.1.1. Participante 1

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
5826	694	0.8936

**Tabla C.1:** Resultados entrenamiento participante 1 con LDA

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1445	185	0.8866

**Tabla C.2:** Resultados test participante 1 con LDA

**C.2.1.2. Participante 2**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6146	374	0.9426

**Tabla C.3:** Resultados entrenamiento participante 2 con LDA

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1530	100	0.9389

**Tabla C.4:** Resultados test participante 2 con LDA**C.2.1.3. Participante 3**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6186	334	0.9488

**Tabla C.5:** Resultados entrenamiento participante 3 con LDA

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1543	87	0.9469

**Tabla C.6:** Resultados test participante 3 con LDA**C.2.1.4. Participante 4**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
5805	715	0.8904

**Tabla C.7:** Resultados entrenamiento participante 4 con LDA

---



---

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1441	189	0.8843

**Tabla C.8:** Resultados test participante 4 con LDA**C.2.1.5. Participante 5**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6009	511	0.9217

**Tabla C.9:** Resultados entrenamiento participante 5 con LDA

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1491	139	0.9145

**Tabla C.10:** Resultados test participante 5 con LDA**C.2.1.6. Participante 6**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6097	423	0.9352

**Tabla C.11:** Resultados entrenamiento participante 6 con LDA

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1512	118	0.9275

**Tabla C.12:** Resultados test participante 6 con LDA

**C.2.1.7. Participante 7**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6091	429	0.9342

**Tabla C.13:** Resultados entrenamiento participante 7 con LDA

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1514	116	0.9291

**Tabla C.14:** Resultados test participante 7 con LDA**C.2.1.8. Participante 8**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6137	383	0.9413

**Tabla C.15:** Resultados entrenamiento participante 8 con LDA

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1531	99	0.9393

**Tabla C.16:** Resultados test participante 8 con LDA**C.2.1.9. Participante 9**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6037	483	0.9260

**Tabla C.17:** Resultados entrenamiento participante 9 con LDA

---

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1507	123	0.9244

**Tabla C.18:** Resultados test participante 9 con LDA

#### C.2.1.10. Participante 10

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
5973	547	0.9161

**Tabla C.19:** Resultados entrenamiento participante 10 con LDA

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1449	181	0.9892

**Tabla C.20:** Resultados test participante 10 con LDA

#### C.2.1.11. Participante 11

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6134	386	0.9408

**Tabla C.21:** Resultados entrenamiento participante 11 con LDA

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1524	109	0.9334

**Tabla C.22:** Resultados test participante 11 con LDA

**C.2.1.12. Participante 12**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6119	401	0.9385

**Tabla C.23:** Resultados entrenamiento participante 12 con LDA

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1514	116	0.9288

**Tabla C.24:** Resultados test participante 12 con LDA**C.2.2. LDA Cuadrático****C.2.2.1. Participante 1**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
5963	557	0.9145

**Tabla C.25:** Resultados entrenamiento participante 1 con LDA Cuadrático

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1358	272	0.8331

**Tabla C.26:** Resultados test participante 1 con LDA Cuadrático**C.2.2.2. Participante 2**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6187	333	0.9490

**Tabla C.27:** Resultados entrenamiento participante 2 con LDA Cuadrático

---

---

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1459	171	0.8952

**Tabla C.28:** Resultados test participante 2 con LDA Cuadrático**C.2.2.3. Participante 3**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6225	295	0.9547

**Tabla C.29:** Resultados entrenamiento participante 3 con LDA Cuadrático

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1524	106	0.9348

**Tabla C.30:** Resultados test participante 3 con LDA Cuadrático**C.2.2.4. Participante 4**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
5946	574	0.9119

**Tabla C.31:** Resultados entrenamiento participante 4 con LDA Cuadrático

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1420	210	0.8713

**Tabla C.32:** Resultados test participante 4 con LDA Cuadrático

---

**C.2.2.5. Participante 5**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6159	316	0.9446

**Tabla C.33:** Resultados entrenamiento participante 5 con LDA Cuadrático

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1368	262	0.8390

**Tabla C.34:** Resultados test participante 5 con LDA Cuadrático**C.2.2.6. Participante 6**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6169	351	0.9461

**Tabla C.35:** Resultados entrenamiento participante 6 con LDA Cuadrático

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1469	161	0.9015

**Tabla C.36:** Resultados test participante 6 con LDA Cuadrático**C.2.2.7. Participante 7**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6145	375	0.9425

**Tabla C.37:** Resultados entrenamiento participante 7 con LDA Cuadrático

---

---

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1485	145	0.9110

**Tabla C.38:** Resultados test participante 7 con LDA Cuadrático**C.2.2.8. Participante 8**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6161	359	0.945

**Tabla C.39:** Resultados entrenamiento participante 8 con LDA Cuadrático

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1500	130	0.9202

**Tabla C.40:** Resultados test participante 8 con LDA Cuadrático**C.2.2.9. Participante 9**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6102	418	0.9359

**Tabla C.41:** Resultados entrenamiento participante 9 con LDA Cuadrático

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1483	147	0.9101

**Tabla C.42:** Resultados test participante 9 con LDA Cuadrático

---

**C.2.2.10. Participante 10**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6082	438	0.9329

**Tabla C.43:** Resultados entrenamiento participante 10 con LDA Cuadrático

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1402	228	0.8600

**Tabla C.44:** Resultados test participante 10 con LDA Cuadrático**C.2.2.11. Participante 11**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6174	346	0.9470

**Tabla C.45:** Resultados entrenamiento participante 11 con LDA Cuadrático

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1484	146	0.9106

**Tabla C.46:** Resultados test participante 11 con LDA Cuadrático**C.2.2.12. Participante 12**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6119	401	0.9385

**Tabla C.47:** Resultados entrenamiento participante 12 con LDA Cuadrático

---



---

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6254	266	0.9591

**Tabla C.48:** Resultados test participante 12 con LDA Cuadrático

### C.2.3. Tree Model

#### C.2.3.1. Participante 1

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6467	53	0.9919

**Tabla C.49:** Resultados entrenamiento participante 1 con Tree Model

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1238	392	0.7594

**Tabla C.50:** Resultados test participante 1 con Tree Model

#### C.2.3.2. Participante 2

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6473	47	0.9928

**Tabla C.51:** Resultados entrenamiento participante 2 con Tree Model

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1363	267	0.8362

**Tabla C.52:** Resultados test participante 2 con Tree Model

---

**C.2.3.3. Participante 3**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6473	47	0.9928

**Tabla C.53:** Resultados entrenamiento participante 3 con Tree Model

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1357	273	0.8323

**Tabla C.54:** Resultados test participante 3 con Tree Model**C.2.3.4. Participante 4**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6460	60	0.9908

**Tabla C.55:** Resultados entrenamiento participante 4 con Tree Model

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1345	285	0.8250

**Tabla C.56:** Resultados test participante 4 con Tree Model**C.2.3.5. Participante 5**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6472	48	0.9927

**Tabla C.57:** Resultados entrenamiento participante 5 con Tree Model

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1308	322	0.8026

**Tabla C.58:** Resultados test participante 5 con Tree Model

#### C.2.3.6. Participante 6

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6458	62	0.9904

**Tabla C.59:** Resultados entrenamiento participante 6 con Tree Model

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1362	268	0.8357

**Tabla C.60:** Resultados test participante 6 con Tree Model

#### C.2.3.7. Participante 7

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6483	37	0.9944

**Tabla C.61:** Resultados entrenamiento participante 7 con Tree Model

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1354	276	0.8308

**Tabla C.62:** Resultados test participante 7 con Tree Model

**C.2.3.8. Participante 8**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6459	61	0.9907

**Tabla C.63:** Resultados entrenamiento participante 8 con Tree Model

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1388	242	0.8517

**Tabla C.64:** Resultados test participante 8 con Tree Model**C.2.3.9. Participante 9**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6482	38	0.9942

**Tabla C.65:** Resultados entrenamiento participante 9 con Tree Model

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1345	285	0.8254

**Tabla C.66:** Resultados test participante 9 con Tree Model**C.2.3.10. Participante 10**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6478	42	0.9935

**Tabla C.67:** Resultados entrenamiento participante 10 con Tree Model

---

---

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1264	366	0.7752

Tabla C.68: Resultados test participante 10 con Tree Model

**C.2.3.11. Participante 11**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6462	58	0.9911

Tabla C.69: Resultados entrenamiento participante 11 con Tree Model

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1413	217	0.8666

Tabla C.70: Resultados test participante 11 con Tree Model

**C.2.3.12. Participante 12**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6478	42	0.9936

Tabla C.71: Resultados entrenamiento participante 12 con Tree Model

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1293	337	0.7934

Tabla C.72: Resultados test participante 12 con Tree Model

---

**C.2.4. KNN****C.2.4.1. Participante 1**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6520	0	1

**Tabla C.73:** Resultados entrenamiento participante 1 con KNN

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1258	372	0.7719

**Tabla C.74:** Resultados test participante 1 con KNN**C.2.4.2. Participante 2**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6520	0	1

**Tabla C.75:** Resultados entrenamiento participante 2 con KNN

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1365	265	0.8372

**Tabla C.76:** Resultados test participante 2 con KNN**C.2.4.3. Participante 3**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6520	0	1

**Tabla C.77:** Resultados entrenamiento participante 3 con KNN

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1445	185	0.8863

**Tabla C.78:** Resultados test participante 3 con KNN

#### C.2.4.4. Participante 4

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6520	0	1

**Tabla C.79:** Resultados entrenamiento participante 4 con KNN

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1350	280	0.8281

**Tabla C.80:** Resultados test participante 4 con KNN

#### C.2.4.5. Participante 5

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6520	0	1

**Tabla C.81:** Resultados entrenamiento participante 5 con KNN

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1339	291	0.8215

**Tabla C.82:** Resultados test participante 5 con KNN

**C.2.4.6. Participante 6**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6520	0	1

**Tabla C.83:** Resultados entrenamiento participante 6 con KNN

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1404	226	0.8613

**Tabla C.84:** Resultados test participante 6 con KNN**C.2.4.7. Participante 7**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6520	0	1

**Tabla C.85:** Resultados entrenamiento participante 7 con KNN

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1376	254	0.8444

**Tabla C.86:** Resultados test participante 7 con KNN**C.2.4.8. Participante 8**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6520	0	1

**Tabla C.87:** Resultados entrenamiento participante 8 con KNN

---



<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1424	206	0.8734

**Tabla C.88:** Resultados test participante 8 con KNN

#### C.2.4.9. Participante 9

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6520	0	1

**Tabla C.89:** Resultados entrenamiento participante 9 con KNN

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1341	289	0.8228

**Tabla C.90:** Resultados test participante 9 con KNN

#### C.2.4.10. Participante 10

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6520	0	1

**Tabla C.91:** Resultados entrenamiento participante 10 con KNN

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1290	340	0.7915

**Tabla C.92:** Resultados test participante 10 con KNN

**C.2.4.11. Participante 11**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6520	0	1

**Tabla C.93:** Resultados entrenamiento participante 11 con KNN

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1430	200	0.8775

**Tabla C.94:** Resultados test participante 11 con KNN**C.2.4.12. Participante 12**

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
6520	0	1

**Tabla C.95:** Resultados entrenamiento participante 12 con KNN

<i>correctlyClassifiedPoints</i>	<i>badlyClassifiedPoints</i>	<i>accuracy</i>
1338	292	0.8210

**Tabla C.96:** Resultados test participante 12 con KNN

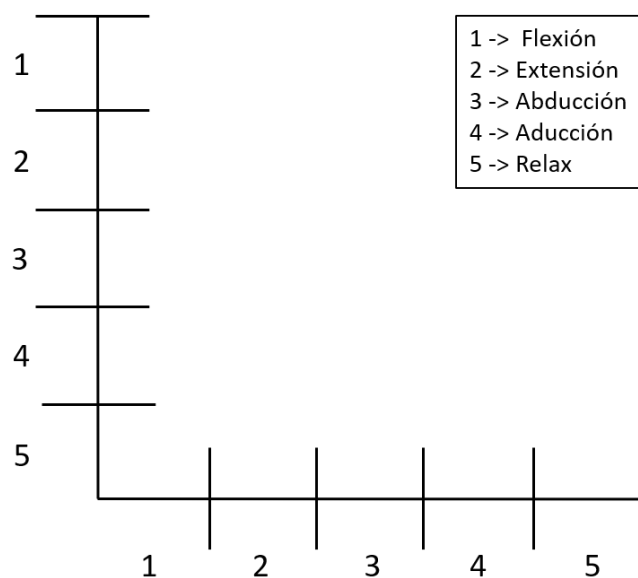
---

## D. Matrices de confusión

### D.1. Introducción

Los resultados que se muestran han sido obtenidos a partir de la media entre las cinco matrices de confusión recogidas, a partir de la validación cruzada que se realizó para validar los datos, durante el test.

Estas matrices, indican los valores de confusión de un movimiento con los demás. Es decir, se relacionan los valores de las ordenadas con las abscisas para indicar, en el caso de la diagonal, los puntos que se han clasificado correctamente para ese movimientos y, en el caso de los datos situados en la misma columna, los que se han confundido con otros movimientos.



**Figura D.1:** Matriz confusión

## D.2. Clasificadores

### D.2.1. LDA

#### D.2.1.1. Participante 1

$$\begin{bmatrix} 270.6 & 0 & 0 & 25.4 & 0 \\ 0 & 300.2 & 5.2 & 0.2 & 0 \\ 0 & 0.6 & 284.6 & 0 & 0 \\ 28.2 & 0 & 0 & 263.8 & 0 \\ 27.2 & 25.2 & 36.2 & 36.6 & 326 \end{bmatrix}$$

#### D.2.1.2. Participante 2

$$\begin{bmatrix} 306.4 & 0 & 0 & 6.6 & 0 \\ 0 & 296.8 & 1.2 & 0.2 & 0 \\ 1.2 & 0.6 & 304.8 & 0 & 0 \\ 2.2 & 1.6 & 0 & 296.4 & 0 \\ 16.2 & 27 & 20 & 22.8 & 326 \end{bmatrix}$$

#### D.2.1.3. Participante 3

$$\begin{bmatrix} 301.2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 306.4 & 0.2 & 0 & 0 \\ 0.4 & 0 & 303 & 0 & 2.8 \\ 1.2 & 0 & 0 & 309.6 & 0 \\ 23.2 & 19.6 & 22.8 & 16.4 & 323.2 \end{bmatrix}$$

#### D.2.1.4. Participante 4

$$\begin{bmatrix} 280.8 & 0 & 0 & 4.6 & 0 \\ 0 & 277.6 & 0 & 0 & 0 \\ 4 & 5.4 & 275.8 & 2.6 & 8.4 \\ 9.6 & 3.8 & 4.6 & 289.6 & 0 \\ 31.6 & 39.2 & 45.6 & 29.2 & 317.6 \end{bmatrix}$$


---

**D.2.1.5. Participante 5**

$$\begin{bmatrix} 303.4 & 1.6 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 278.8 & 18.6 & 0 & 0 \\ 0.6 & 24 & 283.4 & 0.4 & 0 \\ 0.2 & 0 & 0 & 299 & 0 \\ 21.8 & 21.6 & 24 & 26.6 & 326 \end{bmatrix}$$
**D.2.1.6. Participante 6**

$$\begin{bmatrix} 288.2 & 0.4 & 0 & 4.4 & 0 \\ 0 & 303.8 & 3.6 & 0 & 0 \\ 0.2 & 0.2 & 291.2 & 0 & 0 \\ 14.2 & 2 & 4 & 302.6 & 0 \\ 23.4 & 19.6 & 27.2 & 19 & 326 \end{bmatrix}$$
**D.2.1.7. Participante 7**

$$\begin{bmatrix} 291.2 & 0 & 0 & 1.8 & 0 \\ 0 & 296.2 & 1 & 0 & 0 \\ 4.4 & 10 & 296.8 & 0 & 0 \\ 4.2 & 0 & 0 & 304.2 & 0 \\ 26.2 & 19.8 & 28.2 & 20 & 326 \end{bmatrix}$$
**D.2.1.8. Participante 8**

$$\begin{bmatrix} 303.8 & 0 & 0 & 0.4 & 0 \\ 0 & 295.2 & 0.6 & 0.8 & 0 \\ 0.2 & 2.2 & 302.2 & 0 & 0 \\ 2.4 & 1.2 & 2.4 & 304 & 0.2 \\ 196 & 27.4 & 20.8 & 20.8 & 325.8 \end{bmatrix}$$


---

**D.2.1.9. Participante 9**

$$\begin{bmatrix} 294 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 297.6 & 0 & 0 & 0 \\ 3 & 0 & 288.6 & 0 & 0 \\ 1.8 & 0 & 0 & 300.6 & 0 \\ 27.2 & 28.4 & 37.4 & 25.4 & 326 \end{bmatrix}$$
**D.2.1.10. Participante 10**

$$\begin{bmatrix} 254.2 & 0 & 0 & 11.2 & 2.8 \\ 2.2 & 299.6 & 0 & 0 & 0 \\ 2.2 & 1.8 & 287.6 & 0 & 0 \\ 11.6 & 0.4 & 0 & 284.8 & 0 \\ 55.8 & 24.2 & 38.4 & 30 & 323.2 \end{bmatrix}$$
**D.2.1.11. Participante 11**

$$\begin{bmatrix} 306 & 0 & 0 & 0.2 & 0 \\ 0 & 293.2 & 2.8 & 0 & 0 \\ 0.4 & 2.8 & 290.8 & 0 & 0 \\ 0.6 & 11.2 & 0 & 305.4 & 0 \\ 19 & 18.8 & 32.4 & 20.4 & 326 \end{bmatrix}$$
**D.2.1.12. Participante 12**

$$\begin{bmatrix} 309.4 & 0.2 & 0.6 & 2 & 0 \\ 0 & 290.2 & 1.8 & 14.2 & 0 \\ 2 & 1.2 & 300.8 & 2 & 0 \\ 0 & 20.2 & 1.2 & 287.6 & 0 \\ 14.6 & 14.2 & 21.6 & 20.2 & 326 \end{bmatrix}$$


---

**D.2.2. LDA Cuadrático****D.2.2.1. Participante 1**

$$\begin{bmatrix} 279.8 & 0 & 1.2 & 38 & 0.8 \\ 0.2 & 300.4 & 9.2 & 1 & 0.6 \\ 5.2 & 7 & 286.6 & 7 & 55 \\ 25 & 0.4 & 6.6 & 254.2 & 32.6 \\ 15.8 & 18.2 & 22.4 & 25.8 & 237 \end{bmatrix}$$

**D.2.2.2. Participante 2**

$$\begin{bmatrix} 307 & 1.2 & 0.8 & 1.6 & 26.8 \\ 3.6 & 301.2 & 4 & 1.2 & 20.6 \\ 0.4 & 1.2 & 305.6 & 0.8 & 4 \\ 4.2 & 1.6 & 0 & 302.2 & 31.4 \\ 10.8 & 20.8 & 15.6 & 20.2 & 243.2 \end{bmatrix}$$

**D.2.2.3. Participante 3**

$$\begin{bmatrix} 304.2 & 1.2 & 0 & 1.4 & 13 \\ 0 & 308.8 & 2.4 & 0.4 & 5 \\ 0.2 & 1.8 & 305.6 & 1 & 9.8 \\ 0.4 & 0.6 & 0 & 309.8 & 2.8 \\ 21.2 & 13.6 & 18 & 13.4 & 295.4 \end{bmatrix}$$

**D.2.2.4. Participante 4**

$$\begin{bmatrix} 287.8 & 0 & 0 & 19.8 & 0 \\ 0.4 & 286.6 & 1.6 & 3.2 & 0 \\ 13 & 11 & 281.4 & 8.4 & 33.6 \\ 4.2 & 3.6 & 9.2 & 272 & 0 \\ 20.6 & 24.8 & 33.8 & 22.6 & 292.4 \end{bmatrix}$$

---

**D.2.2.5. Participante 5**

$$\begin{bmatrix} 306.2 & 2.8 & 3.2 & 2 & 4 \\ 0 & 277.6 & 15 & 0.4 & 26.6 \\ 2.2 & 32.8 & 297 & 7.6 & 108.2 \\ 0.4 & 0.2 & 0.8 & 309.6 & 10 \\ 17.2 & 12.6 & 10 & 6.4 & 177.2 \end{bmatrix}$$
**D.2.2.6. Participante 6**

$$\begin{bmatrix} 304.8 & 0 & 1.4 & 6 & 24.4 \\ 0.2 & 303.4 & 8.6 & 2 & 34.4 \\ 0.6 & 4.4 & 296.2 & 0.2 & 3.8 \\ 0.2 & 2.6 & 2.2 & 302.4 & 0.8 \\ 20.2 & 15.6 & 17.6 & 15.4 & 262.6 \end{bmatrix}$$
**D.2.2.7. Participante 7**

$$\begin{bmatrix} 299.4 & 0 & 8.4 & 7.4 & 3 \\ 5 & 299.2 & 1.2 & 1.8 & 0 \\ 0.6 & 11 & 292.6 & 2.2 & 25.4 \\ 0.6 & 0 & 1.2 & 300 & 3.8 \\ 20.4 & 15.8 & 22.6 & 14.6 & 293.8 \end{bmatrix}$$
**D.2.2.8. Participante 8**

$$\begin{bmatrix} 306.4 & 0 & 0.4 & 2.8 & 2.4 \\ 0 & 292.2 & 1.8 & 4.6 & 15.2 \\ 0 & 3.2 & 302.6 & 0 & 2.8 \\ 1.8 & 4.4 & 2.4 & 299.8 & 6.6 \\ 17.8 & 26.2 & 18.8 & 18.8 & 299 \end{bmatrix}$$


---



**D.2.2.9. Participante 9**

$$\begin{bmatrix} 298 & 0 & 0 & 2.6 & 0 \\ 0 & 300.6 & 0 & 0.4 & 0 \\ 0.4 & 2 & 291.2 & 0.2 & 29.2 \\ 4.4 & 1 & 4.6 & 304.2 & 7.4 \\ 23.2 & 22.4 & 30.2 & 18.6 & 289.4 \end{bmatrix}$$
**D.2.2.10. Participante 10**

$$\begin{bmatrix} 295 & 1.4 & 3.2 & 15.6 & 81 \\ 0 & 303.4 & 0.6 & 0 & 0 \\ 2.2 & 3 & 293 & 0.8 & 10.2 \\ 10.2 & 0.4 & 0.2 & 284 & 8.4 \\ 18.6 & 17.8 & 29 & 25.6 & 226.4 \end{bmatrix}$$
**D.2.2.11. Participante 11**

$$\begin{bmatrix} 307.2 & 0 & 8.4 & 1.8 & 3.8 \\ 0 & 292 & 6.2 & 1.8 & 21.2 \\ 3.6 & 9.4 & 284.8 & 0 & 1.2 \\ 0.8 & 8.4 & 0 & 306 & 5.6 \\ 14.4 & 16.2 & 26.6 & 16.4 & 294.2 \end{bmatrix}$$
**D.2.2.12. Participante 12**

$$\begin{bmatrix} 307.2 & 0 & 0.4 & 12 & 0 \\ 0 & 270 & 5.2 & 3 & 59.4 \\ 2 & 5.2 & 301.2 & 4.4 & 17.2 \\ 8.4 & 46.4 & 4 & 295.6 & 20.4 \\ 8.4 & 4.4 & 15.2 & 11 & 229 \end{bmatrix}$$


---

### D.2.3. Tree Model

#### D.2.3.1. Participante 1

$$\begin{bmatrix} 263.6 & 3.6 & 11.2 & 34.2 & 42.8 \\ 1 & 297.2 & 6.8 & 9.6 & 20.4 \\ 4.2 & 11.6 & 292.2 & 7 & 99.8 \\ 47.2 & 3.6 & 7.4 & 264.4 & 42.6 \\ 10 & 10 & 8.4 & 10.8 & 120.4 \end{bmatrix}$$

#### D.2.3.2. Participante 2

$$\begin{bmatrix} 304.4 & 2.2 & 3.8 & 4.4 & 17.2 \\ 4 & 291 & 6 & 3.4 & 58.4 \\ 1.6 & 4.4 & 302.2 & 0.2 & 23.4 \\ 7 & 12.8 & 2.6 & 306 & 67.6 \\ 9 & 15.6 & 11.4 & 12 & 159.4 \end{bmatrix}$$

#### D.2.3.3. Participante 3

$$\begin{bmatrix} 288.8 & 5.6 & 9.6 & 2 & 42.8 \\ 0.4 & 307 & 3.8 & 2.2 & 19 \\ 25 & 4.4 & 296.6 & 27.4 & 42.8 \\ 1.4 & 4.6 & 1.8 & 282.8 & 40 \\ 10.4 & 4.4 & 14.2 & 11.6 & 181.4 \end{bmatrix}$$

#### D.2.3.4. Participante 4

$$\begin{bmatrix} 298.6 & 7.6 & 9.4 & 10.6 & 26.4 \\ 5.4 & 288.8 & 22.2 & 5.6 & 18 \\ 12.2 & 14.6 & 268.4 & 9.2 & 58.8 \\ 2.2 & 1.6 & 5.6 & 288.4 & 22.2 \\ 7.6 & 13.4 & 20.4 & 12.2 & 200.6 \end{bmatrix}$$


---

**D.2.3.5. Participante 5**
$$\begin{bmatrix} 306.2 & 4.2 & 11 & 12.2 & 29.4 \\ 1.2 & 282.2 & 33.8 & 2.8 & 22.6 \\ 4.6 & 32.8 & 263.8 & 7.6 & 93.4 \\ 2.2 & 1.8 & 8.6 & 299.6 & 24.2 \\ 11.8 & 5 & 8.8 & 3.8 & 156.4 \end{bmatrix}$$
**D.2.3.6. Participante 6**
$$\begin{bmatrix} 286.6 & 2 & 8.4 & 6.8 & 25.6 \\ 2.6 & 304.4 & 5.2 & 3.2 & 25.6 \\ 16.4 & 6.8 & 293.8 & 1.4 & 45.2 \\ 9.2 & 1.2 & 6.4 & 303 & 55.2 \\ 11.2 & 11.6 & 12.2 & 11.6 & 174.4 \end{bmatrix}$$
**D.2.3.7. Participante 7**
$$\begin{bmatrix} 295.4 & 0.6 & 7.6 & 5.2 & 39 \\ 4.4 & 308 & 29.4 & 6.4 & 47.8 \\ 12.8 & 5 & 277.6 & 2.4 & 34.6 \\ 2.8 & 3.6 & 5 & 307.4 & 38.8 \\ 10.6 & 8.8 & 6.4 & 4.6 & 165.8 \end{bmatrix}$$
**D.2.3.8. Participante 8**
$$\begin{bmatrix} 302.2 & 2 & 2.8 & 4.8 & 28.6 \\ 2.2 & 286 & 4.4 & 13.8 & 36.4 \\ 5.2 & 9.6 & 297.8 & 6.8 & 18.4 \\ 4 & 11.2 & 3 & 291 & 31.4 \\ 12.4 & 17.2 & 18 & 9.6 & 211.2 \end{bmatrix}$$

---

**D.2.3.9. Participante 9**

$$\begin{bmatrix} 296.4 & 13.2 & 5 & 6.2 & 35 \\ 4.8 & 301.8 & 7.4 & 6.8 & 20 \\ 8 & 2.8 & 287.6 & 3 & 26 \\ 9.6 & 2.6 & 11.4 & 300.8 & 86.2 \\ 7.2 & 5.6 & 14.6 & 9.2 & 158.8 \end{bmatrix}$$
**D.2.3.10. Participante 10**

$$\begin{bmatrix} 263 & 2.8 & 9.4 & 12.6 & 26.4 \\ 1.6 & 304.6 & 9 & 3.4 & 60.4 \\ 8.2 & 6.2 & 287.4 & 4.8 & 71 \\ 22 & 4.8 & 9.6 & 293.4 & 53 \\ 31.2 & 7.6 & 10.6 & 11.8 & 115.2 \end{bmatrix}$$
**D.2.3.11. Participante 11**

$$\begin{bmatrix} 307.2 & 0.8 & 3.8 & 6 & 20.2 \\ 2.4 & 289.2 & 4.6 & 4.8 & 31.2 \\ 5.6 & 2.6 & 292.4 & 1.8 & 27.6 \\ 2.6 & 11.4 & 3.6 & 300.8 & 33 \\ 8.2 & 13 & 21.6 & 12.6 & 214 \end{bmatrix}$$
**D.2.3.12. Participante 12**

$$\begin{bmatrix} 296.6 & 1.6 & 0.6 & 8.6 & 35.2 \\ 1.6 & 305 & 5 & 10.4 & 24.6 \\ 3.2 & 8.4 & 300.2 & 5.2 & 48.4 \\ 19.4 & 7.6 & 10.4 & 292.8 & 119.2 \\ 5.2 & 3.4 & 9.8 & 9 & 98.6 \end{bmatrix}$$


---

**D.2.4. KNN****D.2.4.1. Participante 1**
$$\begin{bmatrix} 269.8 & 4.2 & 3.6 & 43.4 & 39.8 \\ 5.8 & 303.4 & 14.6 & 2.8 & 63.8 \\ 5.6 & 6.8 & 285.8 & 10.2 & 42.6 \\ 35.6 & 6 & 7.6 & 257.4 & 38 \\ 9.2 & 5.6 & 14.4 & 12.2 & 141.8 \end{bmatrix}$$
**D.2.4.2. Participante 2**
$$\begin{bmatrix} 309.8 & 2.2 & 1.2 & 2.4 & 43.6 \\ 2 & 298 & 4.4 & 1.4 & 90 \\ 0.8 & 3.6 & 305.6 & 4.8 & 16.4 \\ 3.4 & 1.6 & 2 & 304.4 & 29.2 \\ 10 & 20.6 & 12.8 & 13 & 146.8 \end{bmatrix}$$
**D.2.4.3. Participante 3**
$$\begin{bmatrix} 304.4 & 2 & 5.4 & 2.2 & 33.8 \\ 0.2 & 308.4 & 4.2 & 0.4 & 18.6 \\ 3.2 & 3.4 & 305 & 0.6 & 29 \\ 2.8 & 0.6 & 0.4 & 311.2 & 29 \\ 15.4 & 11.6 & 11 & 11.6 & 215.6 \end{bmatrix}$$
**D.2.4.4. Participante 4**
$$\begin{bmatrix} 301.6 & 9.2 & 10.2 & 5.4 & 37.8 \\ 4.6 & 288.4 & 8.2 & 5.4 & 22.6 \\ 5 & 11 & 274 & 4.2 & 62.6 \\ 3.6 & 4.8 & 10.2 & 296 & 13.2 \\ 11.2 & 12.6 & 23.4 & 15 & 189.8 \end{bmatrix}$$

---

**D.2.4.5. Participante 5**

$$\begin{bmatrix} 305.6 & 5.2 & 1.2 & 9 & 40.8 \\ 7.2 & 283 & 45 & 3.2 & 19.6 \\ 2.8 & 26.8 & 267.8 & 0.6 & 44.4 \\ 3.4 & 1.8 & 0.2 & 305.2 & 43.8 \\ 7 & 9.2 & 11.8 & 8 & 177.4 \end{bmatrix}$$
**D.2.4.6. Participante 6**

$$\begin{bmatrix} 300.2 & 0.8 & 2.8 & 7 & 54.2 \\ 1.2 & 307.8 & 8.6 & 2.6 & 26.8 \\ 4.6 & 4.2 & 298.8 & 1.6 & 24.2 \\ 10 & 3.8 & 2.4 & 305.8 & 29.4 \\ 10 & 9.4 & 13.4 & 9 & 191.4 \end{bmatrix}$$
**D.2.4.7. Participante 7**

$$\begin{bmatrix} 283.4 & 2.8 & 10.2 & 3 & 19 \\ 5.2 & 310 & 23.4 & 7.2 & 63.4 \\ 23.4 & 4.2 & 282 & 4.4 & 22.4 \\ 3.8 & 2 & 3.2 & 304.8 & 25 \\ 10.2 & 7 & 7.2 & 6.6 & 196.2 \end{bmatrix}$$
**D.2.4.8. Participante 8**

$$\begin{bmatrix} 302.2 & 1.6 & 1.8 & 5.4 & 33.4 \\ 1.2 & 298 & 3.2 & 7.8 & 21.8 \\ 1.4 & 5.4 & 304.6 & 2.6 & 21 \\ 7.6 & 3.2 & 1.2 & 300.8 & 31.8 \\ 13.6 & 17.8 & 15.2 & 9.4 & 218 \end{bmatrix}$$


---

**D.2.4.9. Participante 9**
$$\begin{bmatrix} 298.8 & 6.4 & 2 & 7.6 & 53.2 \\ 4.2 & 304 & 4.8 & 2 & 29.2 \\ 0.4 & 3 & 291.6 & 1.6 & 64.2 \\ 11.6 & 0.4 & 12 & 307 & 39.6 \\ 11 & 12.2 & 15.6 & 7.8 & 139.8 \end{bmatrix}$$
**D.2.4.10. Participante 10**
$$\begin{bmatrix} 287.6 & 1.8 & 1 & 15 & 40 \\ 3.2 & 309.2 & 8.8 & 4 & 46.2 \\ 1 & 5.8 & 295.4 & 4.6 & 77.2 \\ 25.6 & 2.4 & 6.6 & 295.4 & 60 \\ 8.6 & 6.8 & 14.2 & 7 & 102.6 \end{bmatrix}$$
**D.2.4.11. Participante 11**
$$\begin{bmatrix} 307.2 & 1 & 3.4 & 1 & 10.4 \\ 3.6 & 306.6 & 6.8 & 7.2 & 24.6 \\ 3 & 4.6 & 293.2 & 2.2 & 26.4 \\ 2.4 & 5 & 1.6 & 299.4 & 41 \\ 9.4 & 8.8 & 21 & 16.2 & 223.6 \end{bmatrix}$$
**D.2.4.12. Participante 12**
$$\begin{bmatrix} 305.2 & 1.4 & 3.6 & 6.4 & 27 \\ 3.2 & 308.2 & 3.4 & 9.4 & 51.6 \\ 3 & 3.4 & 303.2 & 4.2 & 33.6 \\ 8.4 & 7.8 & 6.6 & 297.8 & 90 \\ 6.2 & 5.2 & 9.2 & 8.2 & 123.8 \end{bmatrix}$$